



CUANTIFICACIÓN DEL MOVIMIENTO DE LA MANO CON BASE EN EL PROTOCOLO UPDRS EN PACIENTES CON PARKINSON MEDIANTE LEAP MOTION

LINDA ESMERALDA TORRES RÍOS

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA

Facultad de Ingenierías

Programa de Ingeniería Física

Pereira, 2020

**CUANTIFICACIÓN DEL MOVIMIENTO DE LA MANO CON BASE
EN EL PROTOCOLO UPDRS EN PACIENTES CON PARKINSON
MEDIANTE LEAP MOTION**

LINDA ESMERALDA TORRES RÍOS

Proyecto de grado como requisito parcial para optar por el título de Ingeniero
Físico

Director: Ph. D. (C) Walter Serna Serna

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA

Facultad de Ingenierías

Programa de Ingeniería Física

Pereira, 2020

NOTA DE ACEPTACIÓN

Jurado

Jurado

Pereira (Risaralda)

Dedicatoria

Dedicado a

Mi madre por apoyarme y tener esperanzas en mí.

Mi pareja por siempre estar ahí para escucharme.

Mis ídolos que me inspiran en esforzarme cada día más.

Agradecimientos

Al director del proyecto por guiarme en este proyecto y tener paciencia conmigo.

A los profesores que me orientaron en mi proceso de formación académica.

A los compañeros que me apoyaron a lo largo de la carrera.

Resumen

La enfermedad de Parkinson (EP) es la segunda enfermedad más común a nivel mundial después del Alzheimer. Se caracteriza por la pérdida de neuronas dopaminérgicas localizadas en la sustancia negra, afectando la coordinación del aspecto motor de la persona. Los principales síntomas presentados por la EP son el temblor en reposo, la rigidez, la bradicinesia y la inestabilidad postural. A causa de esta sintomatología, las personas que padecen de la enfermedad se les va dificultando el realizar actividades cotidianas a medida que esta avanza. Debido a esto, se debe realizar una evaluación al paciente para saber en qué condición se encuentra, según el progreso de la enfermedad y empezar un tratamiento clínico para su rehabilitación. Para la valoración de la EP existe la escala unificada de evaluación de la enfermedad de Parkinson UPDRS, un protocolo que sirve para el diagnóstico clínico del paciente. Sin embargo, este examen es subjetivo, ya que es realizado por un neurólogo y depende de sus habilidades de diagnóstico. Aunque existen estudios que proponen métodos para la cuantificación de los movimientos del test, todavía no se ha logrado dar una solución puntual para esta problemática. Por este motivo, se propone en este trabajo un sistema capaz de reconocer y cuantificar los movimientos de las manos de las personas, mediante visión infrarroja utilizado el dispositivo Leap Motion. Se estudiaron 4 actividades extraídas del protocolo UPDRS: temblor postural, golpeteo de dedos, movimientos de las manos y movimientos rápidos alternantes de las manos. El sensor infrarrojo se acoplo a un programa que se creó para la extracción de las variables biomecánicas, donde el estudio de sus características principales se realizó por medio de dos algoritmos de clasificación, K-nearest neighbors y máquina de vectores de soporte. Finalmente, se utilizó una técnica de validación cruzada para la valoración de los resultados de los clasificadores, y validar su correcto funcionamiento sobre datos.

Abstract

Parkinson's Disease (PD) is the second most common disease worldwide after Alzheimer's. It is characterized by the loss of dopaminergic neurons located in the substantia nigra, affecting the coordination of the motor aspect of the person. The main symptoms presented by PD are resting tremor, rigidity, bradykinesia and postural instability. Because of this symptomatology, people suffering from the disease find it difficult to carry out daily activities as it progresses. Due to this, the patient must be evaluated to know what condition he is in, according to the progress of the disease and start clinical treatment for his rehabilitation. For the assessment of PD, there is the Unified Parkinson's Disease Rating Scale UPDRS, a protocol used for the clinical diagnosis of the patient. However, this examination is subjective, as it is performed by a neurologist and it depends on his diagnostic skills. Although there are studies that propose methods for the quantification of test movements, it has not yet been possible to provide a specific solution to this problem. For this reason, is proposed in this work a system capable of recognizing and quantifying the movements of people's hand, through infrared vision using the Leap Motion device. Four activities extracted from the UPDRS protocol were studied: postural tremor, finger tapping, hands movements and fast alternating hands movements. The infrared sensor was coupled to a program that was created for the extraction of biomechanical variables, where the study of its main characteristics was carried out using two classification algorithms, K-nearest neighbors and Support vector machines. Finally, a cross-validation technique was used to assess the results of the classifiers, and validate their correct operation on data.

Tabla de contenido

Resumen	IV
Abstract.....	V
Tabla de contenido.....	VI
Índice de Figuras	VIII
Índice de Tablas.....	IX
Glosario	X
Nomenclatura.....	XI
1. Introducción.....	1
1.1. Problema	1
1.2. Justificación	1
1.3. Objetivos.....	2
1.3.1. Objetivo General.....	2
1.3.2. Objetivos específicos.....	2
1.4. Estado del arte.....	2
2. Marco teórico.....	6
2.1. Enfermedad de Parkinson	6
2.1.1. Referencia histórica	6
2.1.2. Fisiopatología de la EP	7
2.1.3. Epidemiología de la EP	9
2.1.4. Manifestaciones clínicas de la EP	10
2.1.5. Diagnóstico.....	12
2.1.6. Escala unificada para la evaluación de la Enfermedad de Parkinson (UPDRS)	14
2.2. Estándares y recomendaciones biomecánicas para el cuerpo humano	16
2.2.1. Definición de un marco de referencia global.....	17
2.2.2. Marco de referencia local y segmentario a partir del centro de masa.	17
2.2.3. Sistemas de coordenadas para las articulaciones.....	18
2.3. Leap Motion.....	18
2.3.1. Componentes del Leap Motion	19

2.3.2.	Ángulo de visión.....	20
2.3.3.	Captura y detección de las manos.....	20
2.4.	Machine Learning	21
2.4.1.	Algoritmo de clasificación k-nearest neighbors	22
2.4.2.	Algoritmo de clasificación SVM.....	23
2.4.3.	Algoritmo de validación cruzada.....	25
2.4.4.	Matriz de confusión	25
3.	Metodología experimental.....	27
3.1.	Selección de las variables biomecánicas según el estándar UPDRS	27
3.1.1.	Temblor en reposo	28
3.1.2.	Golpeteo de dedos	28
3.1.3.	Movimientos de las manos	29
3.1.4.	Movimientos rápidos alternantes de las manos	29
3.2.	Procedimiento para la evaluación del parkinsonismo de manera automática.....	30
3.2.1.	Adquisición de variables biomecánicas.....	30
3.2.2.	Extracción de las principales características	33
3.2.3.	Algoritmos de clasificación y de validación para las muestras adquiridas	36
3.3.	Interfaz gráfica para la adquisición de las muestras	36
3.3.1.	Ventana de inicio	36
3.3.2.	Menú de actividades	37
3.3.3.	Ventana de adquisición de datos	38
3.4.	Diagrama de bloques de la ejecución de la metodología experimental	39
4.	Resultados y discusión	41
4.1.	Temblor en reposo	41
4.2.	Golpeteo de dedos.....	42
4.3.	Movimientos de las manos	43
4.4.	Movimientos rápidos alternantes de las manos	44
5.	Limitaciones	45
6.	Conclusiones.....	46
7.	Trabajos futuros.....	47
8.	Bibliografía.....	48
9.	Anexos	54

Índice de Figuras

Figura 1. Evaluación de los síntomas motores de la mano [4].	3
Figura 2. Proceso general del sistema [9].	4
Figura 3. Dispositivo personalizado para la detección del movimiento de la mano [10].	5
Figura 4. Neurona pigmentada [18].	7
Figura 5. Bucle de los ganglios basales [23].	9
Figura 6. Imagen por SPECT [42].	14
Figura 7. TCS del mesencéfalo [42].	14
Figura 8. Planos y ejes del cuerpo humano [48].	16
Figura 9. Marco de referencia global y marco de referencia del centro de masa [50].	17
Figura 10. Marco de referencia para la orientación de los centros de masa local segmentario [50].	18
Figura 11. Sistema de coordenadas y definición de movimientos del tórax [51].	18
Figura 12. Leap Motion [52].	19
Figura 13. Visualización de los componentes del Leap Motion [54].	19
Figura 14. Zona de cobertura del Leap Motion [55].	20
Figura 15. Imagen captada por el dispositivo, donde cada punto representa los rayos proyectados en la cámara [56].	21
Figura 16. Sistema de coordenadas del Leap Motion [56].	21
Figura 17. Predicción del k-nearest neighbors [60].	22
Figura 18. Hiperplano en la separación de dos clases [64].	23
Figura 19. Modelo de validación cruzada con $k = 3$, donde la sección oscura se usa para el entrenamiento y la otra para validación [66].	25
Figura 20. Posición para realizar los ejercicios de la UPDRS.	27
Figura 21. Representación del temblor postural.	28
Figura 22. Representación del golpeteo de dedo.	28
Figura 23. Representación de movimientos de las manos.	29
Figura 24. Representación de movimientos rápidos alternantes de las manos.	29
Figura 25. Vista de la configuración de la mano del Leap Motion.	31
Figura 26. Visualización de las coordenadas en el Leap Motion.	32
Figura 27. Ángulo de balanceo en el plano tridimensional del Leap Motion.	33
Figura 28. Ejemplo de comportamiento de una señal de GD.	34
Figura 29. Página de inicio del programa.	37
Figura 30. Ventana de actividades.	38
Figura 31. Ventana de la actividad GD.	39
Figura 32. Etapas de la metodología experimental.	40

Índice de Tablas

Tabla 1. Criterios clínicos para el diagnóstico de la EP.	13
Tabla 2. Ítems evaluados en las 4 secciones de la escala UPDRS [47].....	15
Tabla 3. Matriz de confusión.	26
Tabla 4. Parámetros biomecánicos de los ejercicios.	36
Tabla 5. Resultados de la validación de la actividad del Temblor.	42
Tabla 6. Resultados de la validación de la actividad Golpeteo de dedos.	42
Tabla 7. Resultados de la validación de la actividad Movimientos de las manos.	43
Tabla 8. Resultados de la validación de la actividad Movimientos rápidos alternantes de las manos.....	44

Glosario

Definición de los términos usados en el documento:

- EP: Enfermedad de Parkinson.
- UPDRS: Escala unificada para la enfermedad de Parkinson.
- IMU: Unidad de medición inercial,
- IEEE: Instituto de Ingeniería Eléctrica y Electrónica
- BIOSTEC: International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies.
- BIOSIGNALS: International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing.
- L-Dopa: Levodopa.
- MPTP: 1-metil-4-fenil-6-tetrahidropiridina.
- SM: Síntomas motores.
- SNM: Síntomas no motores.
- UKPDSBB: United Kingdom Parkinson's Disease Society Brain Bank.
- MDS-PD: Sociedad Internacional de Parkinson y Trastornos del Movimiento.
- SPECT: Tomografía computarizada de emisión monofotónica.
- PET: Tomografía por emisión de positrones.
- RM: Resonancia magnética.
- AMS: Atrofia multisistémica.
- PSP: Parálisis supranuclear progresiva.
- TCS: Ultrasonido transcraneal.
- CMOS: Semiconductor complementario de óxido metálico.
- ISB: Sociedad Internacional de Biomecánica.
- LED: Diodo emisor de luz.
- USB: Bus universal en serie
- K-nn: K-nearest neighbors.
- SVM: Máquina de vectores de soporte.
- TR: Temblor en reposo.
- GD: Golpeteo de dedos.
- MM: Movimientos de las manos.
- MRAM: Movimientos rápidos alternantes de las manos.
- SDK: Kit de desarrollo de software.
- FFT: Transformada rápida de Fourier.
- PSD: Densidad espectral de potencia.

Nomenclatura

Conjunto	
D	Conjunto de datos.
Parámetros	
X	Eje de orientación.
Y	Eje de orientación.
Z	Eje de orientación.
N	Número de muestras para el k -nn.
K	Número de iteraciones para el k -fold.
E	Error de validación.
F	Función del clasificador SVM.
m	Margen de separación del hiperplano.
Q	Función recíproca.
L	Multiplicador de Lagrange.
Variables	
x_i	Vector dimensional.
y_i	Vector dimensional.
V_{TP}	Vector de velocidad promedio del TP.
D_{GD}	Distancia euclidiana entre el dedo índice y pulgar.
D_{MM}	Distancia promedio entre las puntas de los dedos y el centro de la palma.
A_{MRAM}	Ángulo de rotación de la mano.
X_F	Transformada rápida de Fourier.
$V_{ap,sup}$	Velocidad de apertura de la mano o dedos, o de supinación.
$V_{cr,pro}$	Velocidad de cierre de la mano o dedos, o de pronación.

1. Introducción

1.1. Problema

El Parkinson es una enfermedad neurodegenerativa del sistema nervioso, la cual normalmente se presenta en personas con avanzada edad mostrando síntomas como el temblor, la rigidez y lentitud en los movimientos. De tal forma, que en algún punto de la enfermedad, está avanza de forma gradual y empeora con el paso del tiempo complicando la vida cotidiana de las personas donde se ve afectado su bienestar físico, mental y social; y aunque aún no existe cura para el Parkinson se han intentado diferentes tratamientos médicos, farmacológicos y quirúrgicos [1]. Para su análisis se tiene la Escala Unificada para la Enfermedad de Parkinson (EP), abreviada UPDRS, esta escala incluye cuatro apartados donde uno evalúa la parte motora del cuerpo; aunque la UPDRS es usada ampliamente puede llegar a tener complicaciones porque su evaluación consume tiempo y es subjetiva, ya que se basa en las observaciones del médico [2].

En las investigaciones se ha intentado automatizar las pruebas motoras, pero se han presentado algunas limitaciones ya que: tenían un sistema muy complejo y con muchas restricciones, dado que estaba compuesto por un sistema mecánico, sensores y un sistema de adquisición de datos, en donde algunos de sus resultados de puntajes eran pobres [3]. Usaban instrumentos de tipo invasivo y con cableado, lo cual genera incomodidad en los pacientes y algunos de sus resultados no mostraban diferencias claras o concisas [4], [5], o los resultados del estudio no son precisos por problemas de ajustes con el sensor utilizado en el proyecto [6]. Según lo planteado se propone la siguiente pregunta de investigación:

¿Cómo cuantificar los ejercicios de la sección motora de la mano en el UPDRS para mejorar la evaluación de las personas con enfermedad de Parkinson, utilizando el sensor Leap Motion?

1.2. Justificación

La enfermedad de Parkinson es la segunda enfermedad neurodegenerativa más común del mundo que normalmente se presenta después de los 50 años. Aunque no hay una cifra exacta de las personas que lo padecen en el mundo, se han hecho investigaciones de la incidencia de la enfermedad en cada país, donde Europa cuenta con el mayor número de personas afectadas por esta enfermedad, calculando alrededor de 1,2 millones de personas, siguiéndole Estados Unidos, donde se estima que en más de un millón de personas sufren de parkinsonismo, y para las personas que viven en Colombia se halló una prevalencia de 30.7 por cada 100.000 habitantes [1], [2], [7]. El diagnóstico de la enfermedad y su seguimiento se basa principalmente en la evaluación por medio de escalas de valoración clínica para el Parkinson, ya que no existen marcadores biológicos específicos que confirmen las sospechas de esta enfermedad. Por esta razón es difícil llevar a cabo un diagnóstico diferencial del Parkinson dado que las escalas son evaluadas subjetivamente por un especialista, y esto puede dificultar o retrasar el tratamiento posterior [8]. En el transcurso del tiempo se han

creado dispositivos que permiten monitorear la enfermedad de forma cuantitativa, pero hasta ahora no han sido implementados de forma estable en los centros médicos, dado que estos dispositivos tienen desventajas prácticas y de precisión como se mencionó anteriormente. Por lo anterior se plantea este proyecto, que tiene como propósito el diseño y la implementación de una metodología que permita cuantificar los ejercicios de la sección motora de la UPDRS utilizando técnicas computacionales, en donde el sensor a usar no es invasivo y por lo tanto la persona a evaluar no se sentirá incomoda realizando las actividades.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Desarrollar e implementar una metodología para la evaluación del movimiento de la mano de manera cuantificable a partir de variables biomecánicas y con base en los ejercicios de la parte motora del UPDRS usando captura de movimiento por cámaras monocromáticas.

1.3.2. Objetivos específicos

- Determinar las variables biomecánicas asociadas a los ejercicios descritos en el UPDRS para la cuantificación de los niveles de temblor, rigidez y amplitud de movimiento.
- Desarrollar una metodología basada en aprendizaje de máquina y en las variables biomecánicas seleccionadas, para la determinación de la etapa de la vida en la que se encuentra un paciente según su edad de manera automática.
- Implementar una interfaz gráfica que permita usar la metodología desarrollada en la rutina clínica.
- Validar el funcionamiento de la metodología a través de la cuantificación del error y la incertidumbre en la cuantificación de las variables biomecánicas.

1.4. Estado del arte

En las investigaciones se han implementado diferentes métodos de análisis para la enfermedad de Parkinson, donde los estudios no solo se desarrollan a nivel clínico sino también a nivel tecnológico, en los cuales las herramientas a utilizar son diferentes tipos de cámaras, pizarras digitalizadoras, sensores, entre otros, y así obtener las distintas variables biomecánicas que estén involucradas en la evaluación de la evolución de la enfermedad. Por lo tanto, se presentarán algunos trabajos realizados con respecto a este tema.

La cuantificación de los síntomas motores de la mano es importante para una buena evaluación de la EP, y en el trabajo que se hizo en el Instituto de Investigación de Tecnología Biomédica y Medicina Técnica MIRA, se utilizaron unidades de sensores PowerGlove (contienen un giroscopio 3D y un acelerómetro 3D), ya que estos miden aceleración y

velocidad angular y son utilizados en aplicaciones de captura y análisis de movimiento. Se evaluaron los movimientos de el golpeteo con el dedo, la apertura / cierre rápido de la mano, la pro / supinación de la mano, el temblor durante el reposo, la tarea mental y la tarea cinética, antes y durante el estado de medicación [4]. Para la adquisición de datos se utilizó un software basado en Matlab para recopilar la información de los giroscopios y acelerómetros, sin embargo, solo se aplicó una técnica de aprendizaje automático que fue el filtro de Kalman donde fusionaba todas las entradas sensoriales, por lo tanto, sus resultados no se compararon con otros tipos de técnicas y poder lograr un mejor análisis estadístico, ya que algunos parámetros no se discriminaron claramente dentro y fuera de la condición de medicación [4].

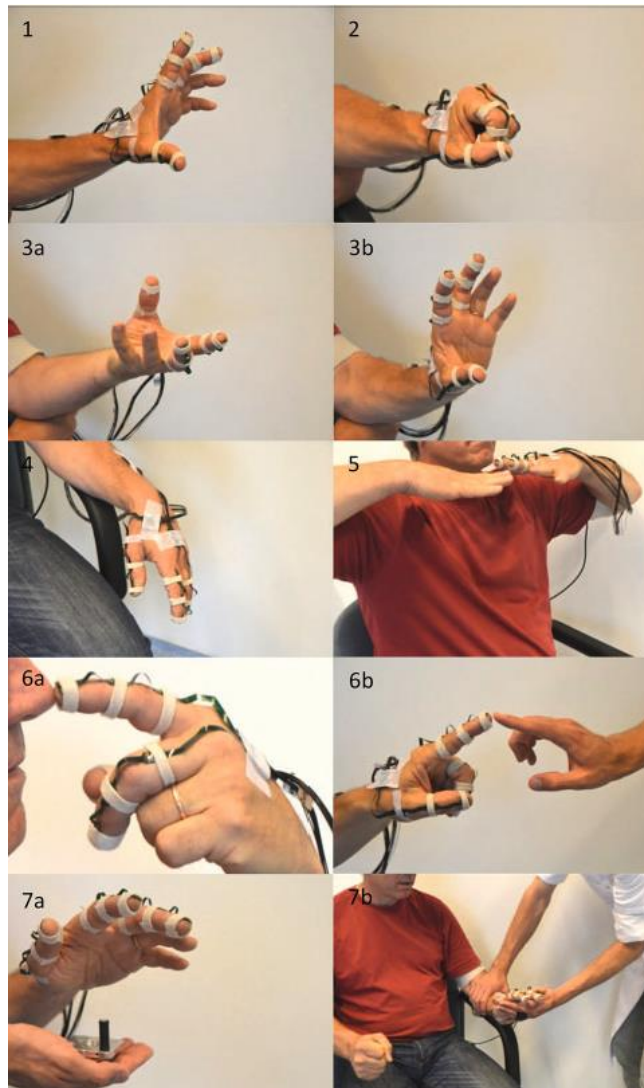


Figura 1. Evaluación de los síntomas motores de la mano [4].

El proyecto que se realizó en la Ciudad de México publicado en la revista Artificial Intelligence in Medicine fue el de poder analizar con señales biomecánicas, el movimiento

de pronación y supinación en pacientes con EP. En este trabajo utilizaron IMUs, los cuales incorporan acelerómetros, giroscopios y magnetómetros, y cada uno es capaz de realizar mediciones en tres ejes para la adquisición de datos. Utilizaron técnicas de procesamiento de señales para su evaluación, por lo cual construyeron un sistema de adquisición de datos, en donde: para evaluar la amplitud se hizo el estudio de desplazamientos de picos y valles de la señal, y para la velocidad se obtuvo la tasa de cambio del desplazamiento del globo. Por último, para la estimación de severidad se usó un sistema de inferencia difuso. No obstante, en este trabajo faltó la evaluación de la frecuencia con la que se realiza el movimiento y este es un factor importante a considerar para el análisis del temblor en la realización del ejercicio [9].

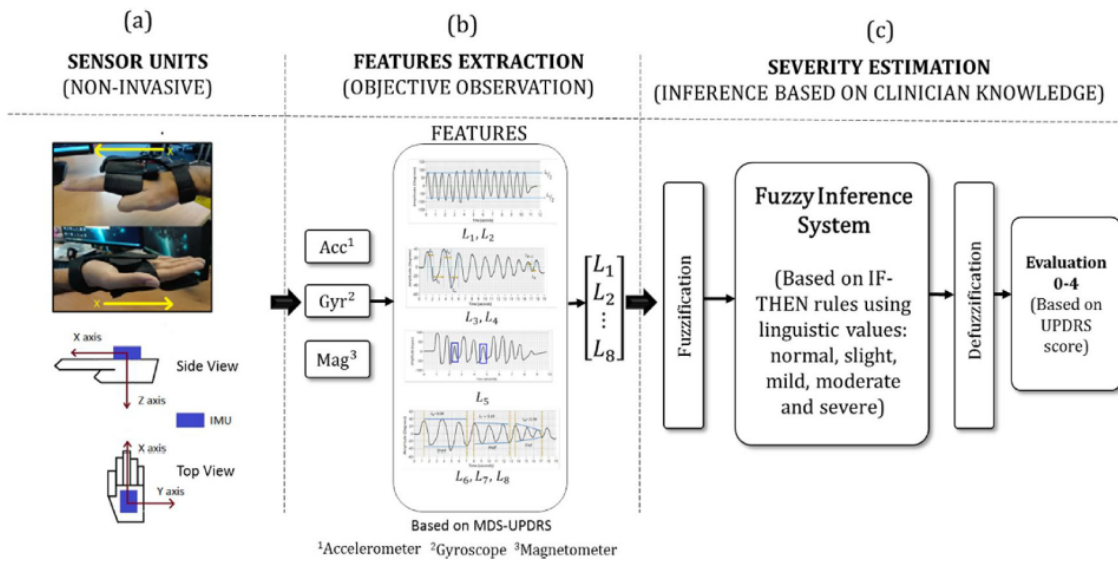


Figura 2. Proceso general del sistema [9].

En la Conferencia Internacional IEEE sobre Informática Biomédica y de Salud realizada en 2016, se publicó un trabajo donde tenía como objetivo mejorar la comprensión de las características del temblor de la EP en los dedos y la muñeca, para esto se utilizó un dispositivo de movimiento personalizado donde constaba de seguidores de movimiento electromagnético, IMUs, sensores y un generador de campo magnético, y con esto se pudo representar las magnitudes del temblor en formas de aceleración lineal, velocidad angular y desplazamiento angular. En este estudio se concluyó que características como la amplitud del temblor variable en el tiempo y los armónicos característicos del movimiento del temblor no pueden ser simplificados y descuidados, a pesar de que se observó grandes desviaciones entre las magnitudes del temblor y algunos de los armónicos que no se consideraron en los resultados por su debilidad, esto pudo haberse debido a que el impacto de la carga del peso total de los sensores fue despreciada [10].

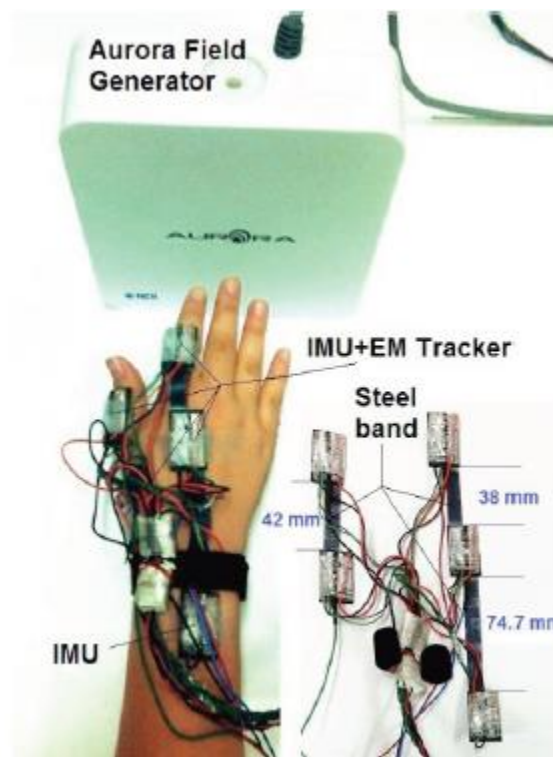


Figura 3. Dispositivo personalizado para la detección del movimiento de la mano [10].

Un artículo publicado en la 11th conferencia internacional de BIOSTEC perteneciente al área de especialización de BIOSIGNALS, se desarrolló un método para medir la bradicinesia en las personas con EP donde se utilizó el sensor Leap Motion para la captura de los movimientos de los miembros superiores, en el cual realizaban las actividades de golpeteo de dedos y pronación – supinación de las manos. En este documento solo se presentaron los resultados de la tarea de golpeteo de dedos, en donde las características evaluadas de este movimiento fueron la distancia entre los dedos pulgar e índice, y posteriormente se calcula la desviación estándar y la media para la diferencia de tiempo entre mínimos y máximos locales, velocidad, aceleración y frecuencia del movimiento, para así luego aplicar la correlación de Pearson y deducir un modelo de regresión lineal entre los puntajes del UPDRS y las características extraídas. Aunque algunos pacientes no pudieron completar las actividades y hubo la exclusión de algunos datos por grandes anomalías entre la media y la desviación estándar de un grupo de medidas, el estudio logró una correlación significativa entre la bradicinesia y el golpeteo de dedos [11].

2. Marco teórico

2.1. Enfermedad de Parkinson

La enfermedad de Parkinson es el segundo de los trastornos neurodegenerativos más frecuente a nivel mundial donde afecta a todas las personas de edad avanzada, comúnmente de 40 años en adelante siendo más presente en hombres que en mujeres. Se caracteriza por la pérdida de neuronas dopaminérgicas en la vía nigroestriada, donde se manifiesta con síntomas motores como temblor, rigidez, bradicinesia e inestabilidad postural cuando se ha perdido más del 60% de las neuronas dopaminérgicas degenerativas en la sustancia negra del cerebro [12].

La pérdida de dopamina desregula el circuito en uno de los núcleos de los ganglios basales, esto no permite a las personas la realización de acciones voluntarias, ya que se pierde el control del movimiento muscular por la falta de un 80% hasta 90% de la innervación dopaminérgica en la sustancia negra compacta que controla las áreas motoras del cuerpo [13].

La enfermedad de Parkinson normalmente afecta el plano motor del cuerpo, sin embargo, esta también puede afectar el plano no motor presentando síntomas cognitivos como la constipación, trastorno de la conducta durante el sueño, fatiga, etc., o también puede afectar la parte neuropsiquiátrica que presenta síntomas como alucinaciones, confusión y ataques de pánico [14].

2.1.1. Referencia histórica

El temblor en las extremidades ha sido un tema de estudio desde la antigüedad por médicos como Sylvius de la Boë y Sauvages, y basándose en las investigaciones de estos dos, James Parkinson fue el primer médico en publicar un ensayo detallado de la enfermedad en 1817 llamándola “parálisis temblorosa”, donde relataba sus investigaciones en seis casos de personas con síntomas patognomónicos [15].

Luego en el año de 1887 fue Jean-Martin Charcot que reconoció la importancia del trabajo de James Parkinson sobre este trastorno y donde sugirió el nombre de “Enfermedad de Parkinson”. Charcot y sus estudiantes, entre ellos los doctores Bilin, Colin y Jean Charcot estudiaron la enfermedad más rigurosamente donde pudieron encontrar dos tipos de signos en la enfermedad, que fueron el temblor y la rigidez. También es uno de los primeros en hablar sobre la principal característica que describe a la bradicinesia como un síntoma de la enfermedad [16].

William Richard Gowers describió la enfermedad de Parkinson en su trabajo “Manual de enfermedades del sistema nervioso” donde narra su investigación en más de 70 pacientes. En este trabajo él señala que la enfermedad es más frecuente en hombres que en mujeres y donde usualmente empieza alrededor de los 40 años. En la descripción de los síntomas él afirma que el aspecto de la persona que padece la enfermedad es muy característico y explica a

detalle cada una de las deformidades comunes en las articulaciones del Parkinson donde describe las diferentes variaciones del temblor según la parte móvil del cuerpo [17].

En 1895 Édouard Brissaud fue el primer médico que propuso y describió el daño cerebral de la parálisis agitante en la sustancia negra y en 1919 Konstantin Tretiakoff en sus tesis de doctorado “Contribution a l'étude de l'Anatomie pathologique du Locus Niger de Soemmering avec quelques déductions relatives à la pathogénie des troubles du tonus musculaire et De La Maladie de Parkinson” (Contribución al estudio de la anatomía patológica del locus niger de Soemmering con algunas deducciones para la patogénesis de los trastornos del tono muscular y la enfermedad de Parkinson) confirmaría este hecho estudiando la sustancia negra en 9 cerebros de pacientes con parálisis agitante y enfatizando como daño latente la pérdida de neuronas pigmentadas [18], [19].



Figura 4. Neurona pigmentada [18].

Arvid Carlsson en 1957 descubrió la importancia de la dopamina en la parte cerebral como neurotransmisor para el control de los movimientos e hizo investigaciones en animales donde demostraba que los niveles de dopamina eran altos en sujetos sanos y bajos en sujetos de parkinsonismo, descubriendo más adelante que la inyección de L-Dopa serviría como tratamiento a sujetos que hayan sido administrados con reserpina, el cual era el modelo desarrollado de parkinsonismo. Y gracias a sus estudios sobre la dopamina recibiría el Premio Nobel de Fisiología y Medicina en el 2000 [19], [20].

Se han desarrollado diferentes tipos de tratamientos para controlar los síntomas de la enfermedad y así poder mejorar la calidad de vida de los pacientes, sin embargo, a pesar de los muchos estudios e investigaciones realizadas, hasta ahora no se ha podido encontrar una cura para esta enfermedad [21].

2.1.2. Fisiopatología de la EP

El Parkinson se caracteriza por ser una enfermedad neurodegenerativa del sistema nervioso central, esto se debe a una sucesiva pérdida de neuronas dopaminérgicas localizadas en la sustancia negra, que forma parte de los ganglios basales siendo su principal fuente la dopamina. La sustancia negra que está situada en el mesencéfalo del cerebro que se compone de dos partes, una de apariencia clara, con pocas neuronas con melanina (pars reticulata) y la otra parte, mucho más oscura compuesta por una gran cantidad de neuronas con melanina

(pars compacta); esta última es la que sufre la desaparición progresiva de las neuronas dopaminérgicas y donde posteriormente aparecen cuerpos de Lewy en las neuronas que permanecen, produciendo así la EP [22].

Los ganglios basales forman circuitos interconectados de núcleos (Figura 2) en donde se incluye el cuerpo estriado, el globo pálido, la sustancia negra y el núcleo subtalámico, y está encargado en la coordinación del movimiento, la actividad cognitiva y la regulación emocional. El cuerpo estriado está comprendido por el núcleo caudado, el putamen y el núcleo accumbens, y es el encargado de recibir proyecciones de la corteza cerebral, el tálamo y de las estructuras del encéfalo. Por otro lado, el globo pálido se divide en un segmento externo y un segmento interno donde se comunica con la corteza frontal lanzando señales a través de los núcleos motores del tálamo, donde están conectadas por las vías directas o indirectas. La vía directa se activa mediante los receptores dopaminérgicos de la sustancia negra pars compacta. Ahora, las neuronas espinosas medianas del cuerpo estriado producen una inhibición del segmento interno del globo pálido y la sustancia negra pars reticulada, que a su vez inhibe el tálamo, cuya función es excitatoria sobre la corteza frontal. Entonces, cuando el cuerpo estriado recibe las proyecciones dopaminérgicas se activa la vía directa y se activa la corteza motora. Mientras que la función de la vía indirecta es la contraria y normalmente está inhibida por las proyecciones dopaminérgicas a través de otro tipo de receptores dopaminérgicos. Por lo tanto, la neurodegeneración de cualquiera de las distribuciones produce los trastornos de los ganglios basales, generando un desequilibrio en los circuitos provocando así una alteración de la coordinación motora. En tanto, la desregulación de los circuitos que moderan la actividad cognitiva y la límbica se debe a las múltiples deficiencias de neurotransmisores en el sistema nervioso central y periférico, como la pérdida de neuronas colinérgicas en el núcleo pedunculopontino, el núcleo basal de Meynert, la vía mesocorticolímbica, el núcleo caudado, las cortezas prefrontales laterales, la circunvolución frontal medial inferior, la corteza cingulada, ínsula, cuneo y región temporoparietal [23].

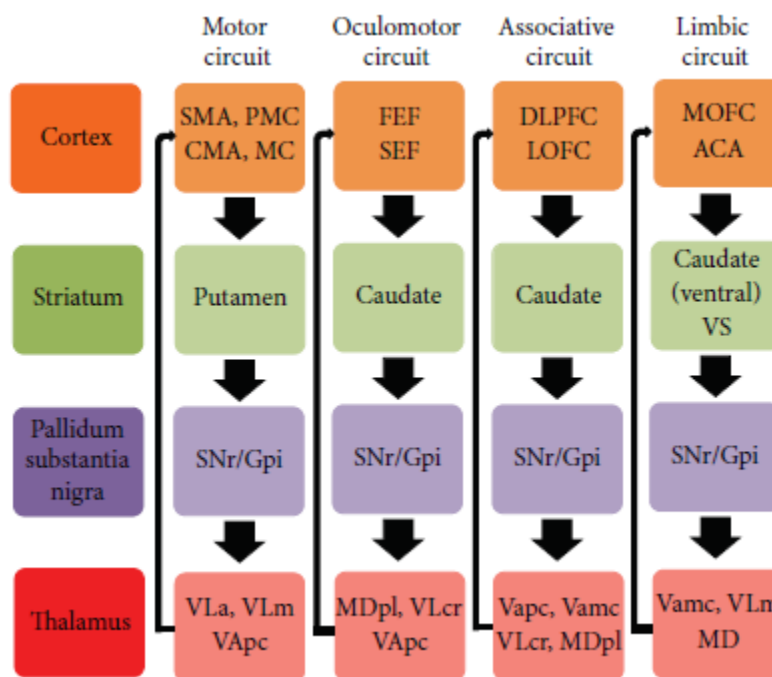


Figura 5. Bucle de los ganglios basales [23].

ACA: área cingulada anterior; CMA: área motora cingulada; DLPFC: corteza prefrontal dorsolateral; FEF: campos oculares frontales; GPI: segmento interno del globo pálido; LOFC: corteza orbitofrontal lateral; MC: corteza motora primaria; MD: núcleo mediodorsal del tálamo; MDpl: núcleo mediodorsal del tálamo, pars lateralis; MOFC: corteza orbitofrontal medial; PMC: corteza premotora; SEF: campo ocular suplementario; AME: área motora suplementaria; SNr: substantia nigra pars reticulata; VAmc: núcleo anterior ventral del tálamo, pars magnocellularis; VApc: núcleo anterior ventral del tálamo, pars parvocellularis; VLa: núcleo ventrolateral anterior del tálamo; VLcr: núcleo ventrolateral del tálamo, pars caudalis, división rostral; VLm: núcleo ventrolateral del tálamo, pars medialis; VS: estriado ventral.

2.1.3. Epidemiología de la EP

El factor principal para la aparición de la EP es el incremento de la edad en la persona, más comúnmente en adultos mayores de 60 años, donde estudios han demostrado que la enfermedad es más ocurrenciente en el sexo masculino que en el femenino. Y a lo largo de los años se han propuesto diferentes causas, tanto genéticas como ambientales, hacia la aparición de la EP, sin embargo, la causa principal para la degeneración neuronal es aún desconocida [24].

El Parkinson tiene una tasa de incidencia de 37.92/100.000 manteniendo una densidad de incidencia de 9.48/100.000 personas-año, en el cual estudios muestran una mayor incidencia en hombres que en mujeres, teniendo el primero una tasa de 42.22/100.000 y el segundo 34.78/100.000, dando así una relación hombre-mujer de 1.10. La EP se manifiesta

especialmente en las personas mayores de 65 años teniendo una tasa de incidencia de 313.94/100.000, mientras que en las personas mayores de 45 años es de 94.86/100.000 y en las personas menores de 45 años es de 1.66/100.000; por lo tanto, la frecuencia de esta enfermedad incrementa de acuerdo con la edad. También se muestran estudios donde la incidencia de la EP en los diferentes continentes varía según su población y su nivel de desarrollo. En Scotland la incidencia del parkinsonismo es de 17.9/100.000, mientras que es Francia, México y China muestran incidencias de 49/100.000, 37.92/100.000 y 362/100.000 respectivamente [25].

En los estudios que se han hecho a lo largo del tiempo se han propuesto diferentes factores genéticos como una de las causas de la aparición de la EP, donde la SNCA fue el primer gen asociado que apareció en familias italianas y griegas, generando este la codificación de la proteína α – sinucleína y participando así en la regulación de liberación de neuronas dopaminérgicas, provocando demencia, trastornos autonómicos y otras características no motoras; más adelante se confirmarían mutaciones también en genes como LRRK2, VPS35, PARKIN, PINK1 y DJ1, como unos de los causantes de la EP en un individuo o familias [26].

De igual manera se han hecho estudios epidemiológicos donde se asocian factores ambientales para un desarrollo de mayor o menor riesgo de la enfermedad, como por ejemplo la exposición a pesticidas aumenta el riesgo de la EP, ya que hay efectos neurotóxicos en el MPTP, igualmente las lesiones cerebrales, metanfetaminas y personas con melanoma aumentan el riesgo de la enfermedad; y por otro lado, hay investigaciones que para los fumadores de tabaco disminuye el riesgo de la enfermedad desde un 60% hasta un 70%, donde también se disminuye para los consumidores de alcohol, de cafeína y de té [27], [28].

2.1.4. Manifestaciones clínicas de la EP

A las personas que padecen de la EP se les pueden diagnosticar esta enfermedad debido a que se caracteriza por la presencia de síntomas motores (SM) y síntomas no motores (SNM), estos aparecen en el momento de que se da la pérdida de dopamina en las neuronas de la sustancia negra. Estas manifestaciones se van desarrollando lentamente al largo de los años volviéndose más pronunciadas, complicando más la vida del paciente [29][30].

2.1.4.1. *Síntomas motores*

Los principales síntomas son los SM dado que afectan a la motricidad de la persona que padece de la EP, siendo los más característicos el temblor en reposo, la rigidez, la bradicinesia y la inestabilidad postural.

- **Temblor en reposo:** Como su nombre lo indica este temblor aparece cuando se deja en reposo la extremidad y se basa en el desplazamiento regular entre el dedo pulgar con el dedo índice, es la singularidad más destacable entre los SM de la EP, en el cual afecta principalmente a las extremidades superiores. Estudios demuestran que esta

anomalía esta poco relacionado con la pérdida de dopamina, pero de igual manera es la característica que más se presenta en los pacientes con EP, donde las frecuencias varían más comúnmente entre 4 – 6 Hz, siendo más notable en los miembros superiores, y menos notable en partes del rostro y miembros inferiores. Aunque el temblor en reposo es el más característico en la EP, existen otros tipos de temblores esenciales como lo son el temblor cinético/acción y el temblor postural y pueden observarse en un 90% de las personas con Parkinson [31]–[33].

- **Rigidez:** Es el aumento del tono muscular al momento de resistirse a los movimientos pasivos de una extremidad, consiste en movimientos cortos y abruptos y es regular a lo largo de la actividad que se esté realizando. Esta característica se relaciona con la pérdida de dopamina en los ganglios basales y con la frecuencia de descarga neuronal en el núcleo subtalámico. Dependiendo de donde se manifieste la rigidez puede ser de tipo proximal (cuello, hombros, muslos) o distal (muñeca, rodilla, tobillos) [31], [33].
- **Bradicinesia:** Se considera entre las características motoras primarias de la EP donde su peculiaridad se basa en la lentitud para la realización de los movimientos, provocando una disminución progresiva en la velocidad y la amplitud de las actividades voluntarias repetitivas. Esta característica agrupa trastornos como la hipocinesia que es cuando la lentitud del movimiento es leve, y la acinesia que es el atraso del inicio del movimiento. Estudios sugieren que esta característica nace del gasto impedido excesivo de los ganglios basales a las áreas corticales, donde la fuente de la acinesia implica la hiperexcitación de las neuronas estriatales y así conduciendo a la supresión del movimiento y a un mayor costo motivacional de este mismo, mostrando así una falta de expresión en el rostro [31], [33].
- **Inestabilidad postural:** Este síntoma se suele manifestar por la flexión del cuello, el tronco y las extremidades superiores e inferiores, siendo más común en las etapas avanzadas de la EP en lugar de las tempranas, causando así que el cuerpo se incline hacia adelante provocando gran incapacidad e incomodidad al caminar. Se insinúa que la inestabilidad postural se da gracias al resultado de lesiones en los núcleos dopaminérgicos y no dopaminérgicos, donde también se estudia las deficiencias en las neuronas noradrenérgicas en el locus cerúleo y en las neuronas colinérgicas y glutaminérgicas en el núcleo pedunculopontino [33], [34].

2.1.4.2. *Síntomas no motores*

Los SNM se caracterizan por afectar el pensamiento, la sensibilidad y la sensación de bienestar del paciente, donde estudios han informado que casi el 100% de los pacientes anuncian que presentan al menos un SNM, donde también los SNM estaban presentes en 100% de las personas con EP que experimentaban igualmente los SM [35]. Estos síntomas se clasifican en trastornos neuropsiquiátricos, del sueño, sensoriales y autonómicos, en los cuales estudios han demostrados que cada síntoma varía de un paciente a otro, en donde un síntoma común es la depresión y esta es suele ser más común y grave en mujeres que en hombres; también está la somnolencia diurna que ocurre hasta en un 50% y es más severo en el sexo masculino. En tal caso, los SNM pueden ser muy complejas provocando un gran

impacto en la calidad de vida de los pacientes y pueden manifestarse incluso antes que los SM, logrando así el retraso del diagnóstico [29], [36].

2.1.5. Diagnóstico

El diagnóstico de la EP consiste principalmente en la valoración clínica, basado en los SM y en la observación de la respuesta del paciente al tratamiento farmacológico, y aunque aún no se ha podido encontrar algún biomarcador u otro instrumento que ayude a la prueba diagnóstica, todavía se cuenta con una precisión alta en el diagnóstico de la EP basada solo en criterios clínicos [37]. Los SM normalmente comienzan de manera asimétrica donde se incluye un temblor de reposo, voz suave, inexpresividad facial, letra pequeña, rigidez, bradicinesia, cojera y dificultades con el equilibrio. También se debe tener en cuenta los factores de riesgo (FR) de la enfermedad, principalmente la edad (un promedio de 65 años), el sexo (una relación de hombre mujer de 1.5:1.0) y la genética (aproximadamente un 10% de los casos) [38].

Con el objetivo de perfeccionar la exactitud en el diagnóstico de la EP por parte del dictamen clínico, la United Kingdom Parkinson's Disease Society Brain Bank (UKPDSBB) fue el primero que propuso un dictamen diagnóstico formal, el cual es el más ampliamente aceptado (Tabla 1). [39].

Paso 1. Diagnóstico de parkinsonismo
Bradicinesia y, al menos, uno de los siguientes: <ul style="list-style-type: none"> • Rigidez. • Temblor en reposo de 4 – 6 Hz. • Inestabilidad postural.
Paso 2. Excluir otras causas de parkinsonismo
Alguna causa secundaria de la EP, incluido: <ul style="list-style-type: none"> • Historia de accidentes cerebrovasculares repetidos o traumatismo craneoencefálico con progresión gradual de las características parkinsonianas. • Antecedentes de encefalitis definitiva. • Crisis oculógiras. • Tratamiento neuroléptico al inicio de los síntomas. • Antecedentes familiares. • Unilaterales características después de 3 años. • Parálisis de la mirada supranuclear. • Signos cerebelosos. • Compromiso autonómico severo temprano o demencia. • Signo de Babinski inexplicable. • Presencia de una causa secundaria en la imagen. • Respuesta negativa a levodopa. • Exposición a agentes tóxicos.
Paso 3. Criterios que apoyan el diagnóstico de EP
Al menos tres de los siguientes:

- Inicio unilateral.
- Temblor en reposo.
- Trastorno progresivo.
- Afectación asimétrica con mayor afectación unilateral desde el inicio.
- Excelente respuesta a la levodopa (70 – 100 %).
- Corea severa inducida por levodopa.
- Respuesta a la levodopa durante 5 años o más.
- Curso clínico superior a 10 años.

Tabla 1. Criterios clínicos para el diagnóstico de la EP.

Por otro lado, también están los nuevos criterios clínicos que propuso la Sociedad Internacional de Parkinson y Trastornos del Movimiento para la EP (llamados criterios MDS-PD), donde además de las características tradicionales motoras, también están incorporadas manifestaciones no motoras. El requisito principal para aplicar estos criterios es la presencia del parkinsonismo, que se define como bradicinesia y al menos la presencia de temblor de reposo o rigidez; ya una vez el parkinsonismo ha sido diagnosticado, clínicamente se requiere la ausencia de criterios de exclusión absoluta, criterios de soporte y ausencia de banderas rojas. Aunque los criterios MDS-PD tienen altos porcentajes de exactitud en los diagnósticos, aún están pendientes de ser formalmente validados [39][40].

Actualmente se cuenta con otros procedimientos de diagnósticos de la EP además de los clínicos, las cuales son pruebas de imágenes y normalmente su objetivo es ayudar a diferenciar la EP de los parkinsonismos atípicos. Los tratamientos para este tipo de diagnóstico son técnicas de medicina nuclear, ecografía transcraneal y resonancia magnética [41].

- **Técnicas de medicina nuclear:** Esta técnica se basa en la obtención de imagen por ligandos radiomarcados, para la valoración de los circuitos dopaminérgicos en los ganglios basales, y para la detección de los radiotrazadores se emplea la tomografía computadorizada por emisión de fotón único (SPECT) y la tomografía por emisión de positrones (PET). Gracias a este tipo de tecnología se puede detectar casos de parkinsonismo por temblor esencial con una alta sensibilidad y ver el estado de la transmisión dopaminérgica en los ganglios basales [42].
- **Ecografía transcraneal:** La ecografía transcraneal se conoce por ser una prueba segura y no invasiva para la detección de cohortes no seleccionados del Parkinson. Este estudio se basa en la detección de anomalías con el aumento de ecogenicidad de la sustancia negra, para así poder detectar parkinsonismos secundarios o atípicos, como la hidrocefalia normotensiva y el parkinsonismo vascular [42], [43].
- **Resonancia magnética:** La resonancia magnética (RM) es una técnica que solo se utiliza para ver las características de los parkinsonismos atípicos como la atrofia multisistémica (AMS) o la parálisis supranuclear progresiva (PSP), para poder diferenciar EP de parkinsonismo vascular. También esta técnica puede detectar lesiones estructurales de los ganglios basales [44].

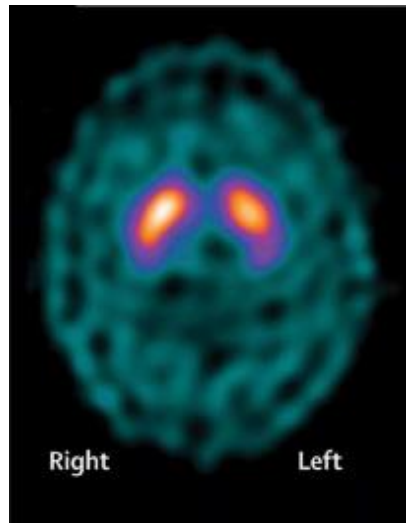


Figura 6. Imagen por SPECT [42].

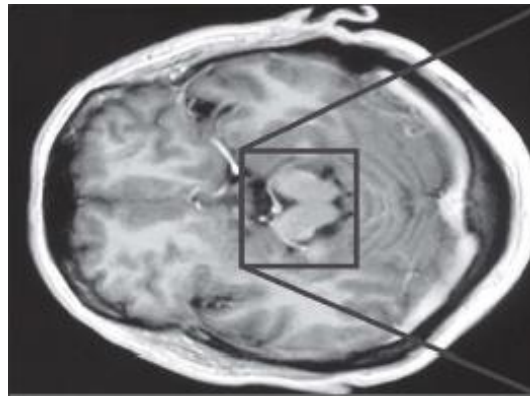


Figura 7. TCS del mesencéfalo [42].

2.1.6. Escala unificada para la evaluación de la Enfermedad de Parkinson (UPDRS)

La UPDRS es una herramienta clínica para la evaluación de la EP en los pacientes. Fue creada en el año de 1984 por un comité dirigido por el profesor Stanley Fahn y en el cual se ha convertido en una escala multidimensional, fiable y válida [45]. Es la más utilizada por los evaluadores, ya que se basa en un sistema de clasificación diseñado para el seguimiento longitudinal de la dirección de la EP [46].

Esta escala se compone de 4 secciones e incluye también las escalas de Hoehn – Yahr y Schwab & England AVD, donde se evalúan en total 42 ítems para obtener una medida general de la progresión de la enfermedad en el paciente. Estas secciones son:

- Sección I: Estado mental, comportamiento y estado de ánimo.
- Sección II: Actividades de la vida diaria.
- Sección III: Revisión del aspecto motor.
- Sección IV: Complicaciones del tratamiento.

- Sección V: Escala de Hoehn y Yahr.
- Sección VI: Actividades de la vida diaria: Schwab y England [47].

Las secciones I, II, y III poseen un rango de puntuación para cada ítem de 0 (mejor puntuación) a 4 (peor puntuación), mientras que los ítems de la sección IV se puntúan solo con una valoración de 0 (ausencia) o 1 (presencia).

Sección I: Estado mental, comportamiento y estado de ánimo	Sección II: Actividades de la vida diaria
1. Deterioro intelectual. 2. Trastornos de pensamiento. 3. Depresión. 4. Motivación – Iniciativa.	5. Lenguaje. 6. Salivación. 7. Deglución. 8. Escritura. 9. Comer. 10. Vestirse. 11. Higiene. 12. Dar vueltas en la cama. 13. Caídas no relacionadas con el pisoteo. 14. Pisoteos (“congelación al caminar”). 15. Caminar. 16. Temblor. 17. Dolor.
Sección III: Revisión del aspecto motor	Sección IV: Complicaciones del tratamiento
18. Lenguaje. 19. Expresión facial. 20. Temblor en reposo. 21. Temblor de acción manual. 22. Rigidez. 23. Golpeteo de dedos. 24. Movimientos de la mano. 25. Movimientos rápidos alternantes de la mano. 26. Agilidad de la pierna. 27. Levantarse de la silla. 28. Postura. 29. Enfoque. 30. Estabilidad postural. 31. Bradicinesia.	a) Discinesias. 32. Duración de la discinesia. 33. Discapacidad por discinesia. 34. Discinesias dolorosas. b) Fluctuaciones clínicas. 35. Proporciones de off.

Tabla 2. Ítems evaluados en las 4 secciones de la escala UPDRS [47].

La escala UPDRS es conocida por ser un instrumento fácil de usar en la práctica clínica, donde sus secciones I y II pueden ser completadas fácilmente por el mismo paciente y el

neurólogo de la entrevista, mientras que en las secciones III y IV deben de ser instruidas y evaluadas por el médico encargado.

2.2. Estándares y recomendaciones biomecánicas para el cuerpo humano

Los movimientos en la biomecánica son considerados como parte de una posición anatómica y de segmentos interconectados que se ejecutan en tres dimensiones. Existen tres planos anatómicos o cardinales en la posición anatómica:

- Plano sagital o mediano: Divide el cuerpo en dos lados (derecho e izquierdo) y cuenta con algunas excepciones que son los movimientos de flexión y extensión.
- Plano frontal o coronal: Distingue la parte delantera y la parte trasera del cuerpo, donde también tiene excepciones con movimientos de abducción y aducción.
- Plano transversal u horizontal: Divide el cuerpo en una parte inferior y superior, donde los movimientos de rotación se producen en el plano transversal [48]

Los ejes son líneas rectas que atraviesan el cuerpo, y mientras que los planos describen las zonas espaciales donde se mueve el cuerpo, los ejes describen los principales puntos de rotación del movimiento del cuerpo. Los ejes del cuerpo son el transversal (va de izquierda a la derecha en la zona de la cintura), el longitudinal (atraviesa el centro del cuerpo desde la cabeza hasta los pies) y el medial (une diagonalmente las caderas y los hombros) [49].

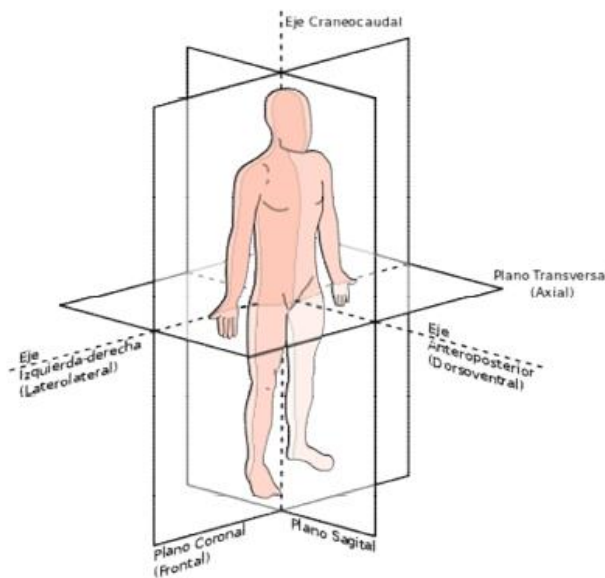


Figura 8. Planos y ejes del cuerpo humano [48].

El comité de Normalización y Terminología de la Sociedad Internacional de Biomecánica (ISB), ha realizado una recomendación para la estandarización en el reporte de datos cinemáticos del cuerpo. Este documento pretende ser una guía para la presentación de los datos cinemáticos en las diferentes investigaciones, donde se esperan que sean más fáciles

de leer y permita una comparación más directa con otros datos, y así se comprueban diferentes estudios de la cinemática del cuerpo humano [50].

2.2.1. Definición de un marco de referencia global

El marco de referencia global se basa en la dirección de los tres ejes denotados como X, Y y Z, donde se recomienda la dirección del +Y hacia arriba, paralelo al campo de gravedad y perpendicular al plano de los ejes X y Z, siendo +X la representación de la dirección del desplazamiento o trabajo [50].

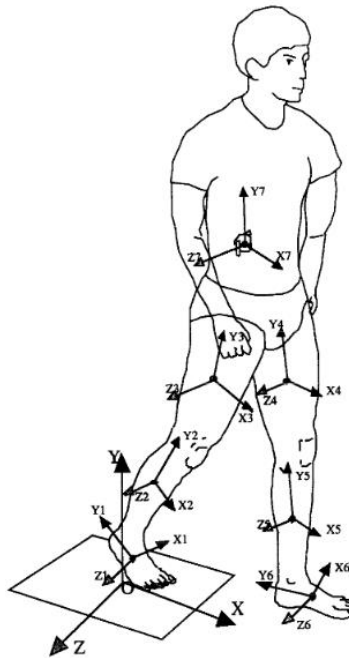


Figura 9. Marco de referencia global y marco de referencia del centro de masa [50].

2.2.2. Marco de referencia local y segmentario a partir del centro de masa.

Es el marco que describe la postura con respecto al sistema de referencia global, en donde se fijan las tres series ortogonales en los centros de las masas segmentarias, predominando la regla de la mano derecha en el eje +X como anterior, en el eje +Y como el proximal y en el eje +Z como posterior [50].

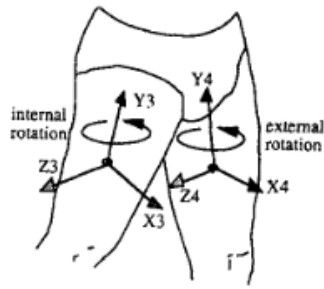


Figura 10. Marco de referencia para la orientación de los centros de masa local segmentario [50].

2.2.3. Sistemas de coordenadas para las articulaciones

El ISB propone un modelo mecánico que permite la rotación sobre los ejes de cada articulación individualmente, donde se sugiere el establecimiento de dos sistemas de coordenadas fijos en relación con los puntos de referencia anatómicos, tanto distales como proximales y coincidiendo lo más cercano posible en la descomposición del ángulo de las articulaciones con el ángulo de Euler [50]. Para el sistema de rotación de la articulación primero se representará la posición del origen local por medio de una matriz global local, la cual se descompondrá teniendo en cuenta las direcciones de los ejes XYZ, y así se encontrará los ángulos de rotación correspondientes a cada segmento del cuerpo [50]. Para la mejora de las investigaciones con respecto a la biomecánica del movimiento se sugiere que se utilice un mismo conjunto de marcas óseas y un mismo sistemas de coordenadas [51].

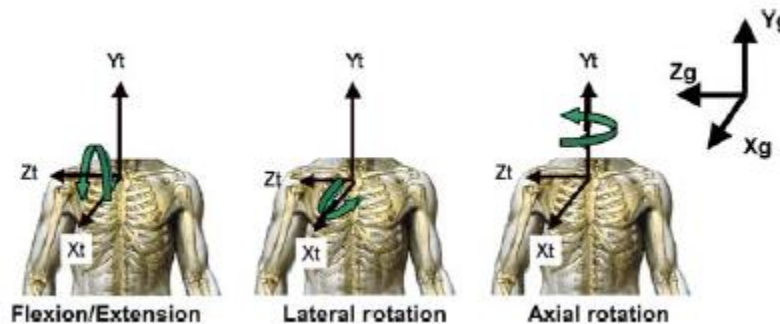


Figura 11. Sistema de coordenadas y definición de movimientos del tórax [51].

2.3. Leap Motion

El Leap Motion es un sensor de movimiento que reconoce los gestos de las manos sin necesidad de un contacto físico con el sistema. Es un dispositivo pequeño que se conecta a una computadora por medio de una conexión USB 2.0, logrando una interfaz humana enviándole al software la información de imágenes 3D reconstruidas a partir de imágenes 2D por precisión submilimétrica, donde se logran desviaciones estándar de las posiciones por

debajo de 0.2 mm en figuras estáticas y 1.2 mm en figuras dinámicas. Este dispositivo cuenta con dos cámaras que capturan una luz reflejada que es emitida por tres LEDs infrarrojos, los cuales emiten una longitud de onda de 850 nm [52].



Figura 12. Leap Motion [52].

2.3.1. Componentes del Leap Motion

El Leap Motion está construido con dispositivos que ayudan al rastreo en tiempo real de las extremidades superiores y logran un buen funcionamiento del sistema. Estos dispositivos son:

- **Cámaras:** Son las encargadas de la captura de imagen analizando la deformación de una superficie, determinando su forma tridimensional por medio un previo conocimiento de un patrón, y así calculando directamente la posición y orientación de los dedos y las manos. Son de tipo biconvexas y cuentan con un sensor monocromático sensible a la luz infrarroja de los cuerpos que detecta, siendo este de tipo CMOS contribuyendo a una mayor velocidad en la captura de imágenes.
- **LEDs Infrarrojos:** Los LEDs son los encargados de iluminar la zona de cobertura con un espectro de luz infrarroja y según la iluminación presente en el área de trabajo será la resolución de la imagen [53].
- **Microcontrolador:** Es un circuito integrado programable, que es el encargado de regular la iluminación y recoger la información de los sensores para enviarla al computador [54].



Figura 13. Visualización de los componentes del Leap Motion [54].

Se puede observar en la imagen anterior (Figura 13) que la construcción del dispositivo está asegurando una iluminación uniforme en la zona de cobertura, y una protección para una posible saturación en las cámaras al separar los LEDs de forma pareja y con barreras de plástico [53].

2.3.2. Ángulo de visión

Las cámaras infrarrojas del dispositivo reproducen una imagen de 640x240 pixeles y la zona de cobertura es una semiesfera de 60 cm de radio con un campo de visión 120°x150° [55].

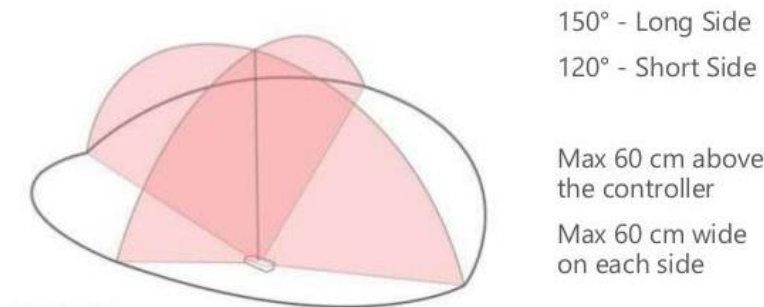


Figura 14. Zona de cobertura del Leap Motion [55].

Existe una zona de trabajo (“Interaction Box”) que está definida por un volumen de 110.55 mm de altura x 110.55 mm de anchura x 69.43 mm de profundidad variando dependiendo de la posición de las manos. Un factor importante es que, dependiendo de la conexión entre la USB y los LEDs, variara el ángulo de visión de las cámaras y el nivel de intensidad [54].

2.3.3. Captura y detección de las manos

El Leap Motion obtiene las imágenes a partir de la iluminación de los LEDs sobre las manos, las cuales producen una reflexión de luz que incide sobre las lentes de las cámaras. Los sensores de cada cámara almacenan los datos en una matriz (imagen digitalizada) en el microcontrolador donde realizará un ajuste de imagen y se guardará en escala de grises. Luego se enviará la información al driver instalado en el computador, donde a partir de un modelo matemático de caracterización anatómica identificará las manos y los dedos de la persona [52].

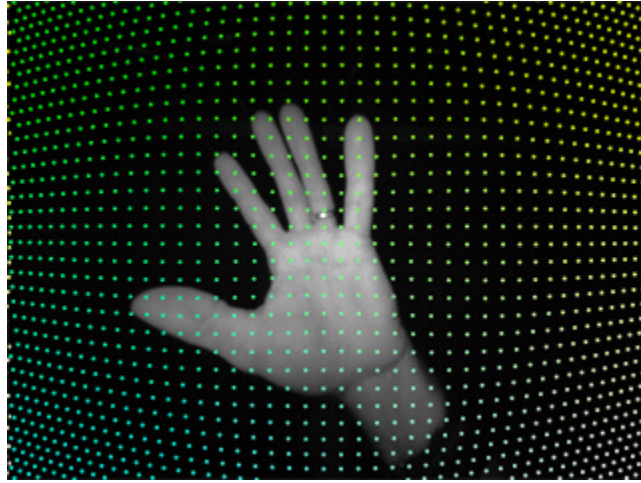


Figura 15. Imagen captada por el dispositivo, donde cada punto representa los rayos proyectados en la cámara [56].

Para la identificación de la posición de cada componente de la mano en el plano tridimensional, el Leap Motion utiliza técnicas de visión estereoscópica, tomando como origen en el sistema de coordenadas cartesianas del dispositivo la parte superior centralizada. Teniendo como referencia la posición de la persona de frente al dispositivo, el eje Y toma valores positivos de manera vertical y hacia lo alto, mientras que los ejes X y Z están ubicados horizontalmente, donde el eje X toma valores positivos hacia la derecha y el eje Z hacia el usuario [56].

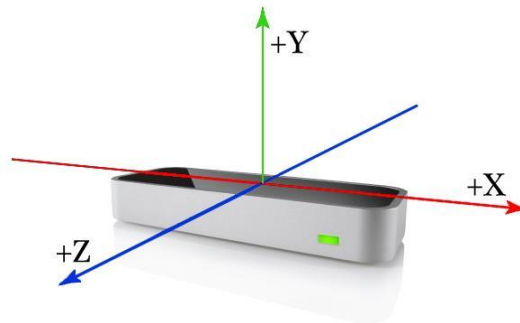


Figura 16. Sistema de coordenadas del Leap Motion [56].

2.4. Machine Learning

El objetivo del aprendizaje automático (más conocido como machine learning) es la creación de un modelo analítico a través de diversos procesos de aprendizajes, con el fin de que un sistema pueda identificar patrones y desarrollar habilidades motoras y cognitivas. Los investigadores buscan la forma en implementar estos algoritmos en las computadoras, de tal modo que pueda ayudar a cumplir con los objetivos principales del aprendizaje automático que son los estudios orientados a tareas, la simulación cognitiva y el análisis teórico [57].

2.4.1. Algoritmo de clasificación k-nearest neighbors

El k-nearest neighbors (abreviado K-nn) es uno de los algoritmos de clasificación más básicos en el machine learning y su principal uso se da en los problemas de reconocimiento de patrones, donde utiliza una regla de procedimiento no paramétrico simple, para la determinación de la clase vecina a la que pertenece la nueva muestra encontrada [58]. Explícitamente se define la vecindad en el algoritmo como una cohorte de entrenamiento de X número de características pertenecientes a Y clases distintas, por lo que al aplicar una métrica de distancia según las semejanzas de las características de una clase con la otra, se determina a la cual corresponde la nueva muestra [59].

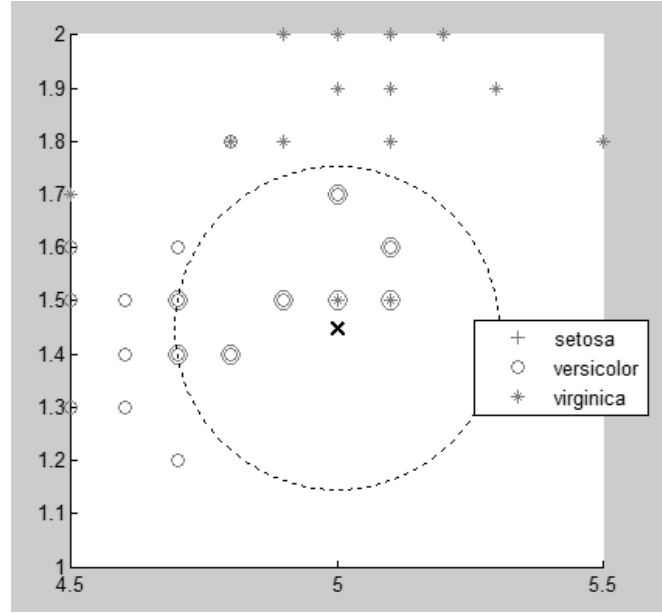


Figura 17. Predicción del k-nearest neighbors [60].

Observando la anterior imagen (Figura 17) podemos ver que el área se trata de dividir en partes por las características de cada clase, por lo que los datos de entrada buscaran las N muestras más cercanas, donde la distancia a calcular más común suele ser de tipo euclidiana [60]. El funcionamiento de este clasificador se empieza con un conjunto de datos de entrenamiento D de M casos. Cada muestra está caracterizada por n variables predictoras, X_1, \dots, X_n , y una variable a predecir, la clase c . Los casos M se denotan por:

$$(x_1, c_1), \dots, (x_N, c_N) \quad (1)$$

donde:

$$x_i = (x_{i,1} \dots x_{i,n}) \text{ para todo } i = 1, \dots, M \quad (2)$$

$$c_i \in \{c^1, \dots, c^m\} \text{ para todo } i = 1, \dots, M, \text{ siendo } m \text{ los posibles valores de la clase } c. \quad (3)$$

Para clasificar el nuevo caso x se calculan las distancias de este con los otros casos ya clasificados. Ya seleccionados las N muestras más cercanas al nuevo caso se le asignará la clase más frecuente, D_x^k [61].

2.4.2. Algoritmo de clasificación SVM

La máquina de vectores de soporte (SVM) es un método de clasificación binaria y multiclase, aplicado también a problemas de reconocimiento de patrones y regresión. El procedimiento de SVM primero tiene una fase de entrenamiento y luego una segunda fase para la resolución del problema, construyendo un hiperplano en un espacio multidimensional para extraer las muestras más valiosas para obtener un buen rendimiento del clasificador final [62]. El funcionamiento de este algoritmo se basa en la construcción del mejor hiperplano (líneas bidimensionales) para la separación de un conjunto de datos; primero se selecciona un hiperplano que contenga un margen con mayor distancia entre los datos de ambas categorías y él, donde estos datos son representados por un vector n -dimensional, para así asignar un espacio de entrada de las características de cada objeto de dato, logrando una clasificación lineal en el nuevo espacio que sea equivalente a la clasificación no lineal del espacio original, finalmente se hace la estructuración de los datos de entrada al espacio dimensional más alto construyendo el hiperplano de separación máxima [63]. Por lo tanto, el objetivo principal del SVM es encontrar un hiperplano que mejor divida un conjunto de datos de tal modo que mejore la eficiencia y la clasificación.

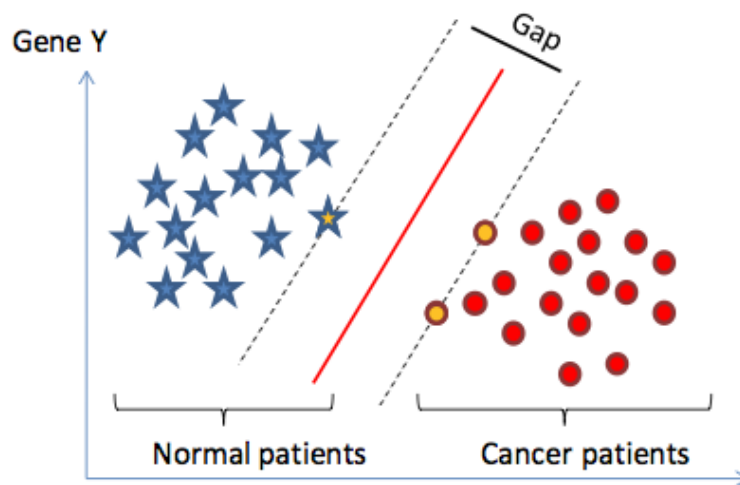


Figura 18. Hiperplano en la separación de dos clases [64].

Los SVMs naturalmente no se extienden para más de dos clases. No obstante, se han desarrollado métodos de construcción para la clasificación de multiclases, donde $k > 2$ clases, entre ellos están *one-vs-all*, *one-vs-one*, *H-SVMs* y *DAG-SVMs*, siendo *one-vs-all* y *one-vs-one* las estrategias utilizadas más comunes [65].

Entender la construcción de un hiperplano que separe las clases lo mejor posible y cometa pocos errores, primordialmente se comprende concepto de *hard-margin SVM* para el entrenamiento de datos libres de ruido y clasificados correctamente por una función lineal [63]. Se consideran un conjunto de datos D expresados matemáticamente como:

$$D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\} \quad (4)$$

Siendo x_i un vector n -dimensional y $y \in \{+1, -1\}$. Entonces se selecciona la clase y_i a la cual pertenece el punto x_i . La función de el clasificador SVM se denota:

$$F(x) = w \cdot x - b \quad (5)$$

Siendo w el vector que conecta las dos medias de las clases y b el sesgo que calculará el entrenamiento de SVM. Por lo que, para cada punto de x_i en D , $F(\cdot)$ (o w y b) debe asignar $+1$ si son puntos de datos positivos y -1 en el caso contrario, donde D se convierte en separable linealmente en caso de que la función F clasifique correctamente cada punto en este, o satisfaga la siguiente ecuación [63]:

$$y_i(w \cdot x_i - b) > 0, \forall (x_i, y_i) \in D \quad (6)$$

Luego el hiperplano (F) maximizará el margen, siendo este la distancia desde el hiperplano a los puntos de datos más cercanos:

$$y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1, \forall (x_i, y_i) \in D \quad (7)$$

Por lo tanto, si D es linealmente separable, entonces existe una función F que satisfaga la ecuación (7), y se denominan vectores de soportes aquellos vectores más cercanos que satisfagan esta misma ecuación con signo de igualdad.

El margen de separación entre el hiperplano y un vector x_i se representa de la siguiente forma:

$$m = \frac{1}{\|w\|} \quad (8)$$

Ahora, se tiene un problema de optimización restringido dado que se quiere maximizar el margen o minimizar la función recíproca:

$$Q(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (9)$$

Este problema se puede resolver usando la técnica de multiplicadores de Lagrange [63]:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{\|w\|^2}{2} - \sum_{i=1}^m \alpha_i \{y_i(w \cdot x_i - b) - 1\} \quad (10)$$

2.4.3. Algoritmo de validación cruzada

La idea validación cruzada se presenta en la década de 1930. Es una técnica de la evaluación del rendimiento de los resultados que entregan los algoritmos de clasificación, para así corroborar que la división de los modelos en los datos de entrenamiento sea independiente de los datos de prueba [66].

Este algoritmo consiste en dividir los datos de muestras en dos conjuntos: uno de prueba y otro de validación, para luego realizar un estudio en el subconjunto de datos de entrenamiento y luego ratificar el estudio en el otro subconjunto, validando cada cohorte de datos. Finalmente se promedia el desempeño de cada resultado para obtener una medida aritmética satisfactoria [66].

Una de las técnicas más utilizada es la validación cruzada de K iteraciones o K -fold. Consiste en dividir los datos de prueba en K subconjuntos y realiza el proceso de entrenamiento tomando uno de los subconjuntos como datos de prueba y el resto como datos de validación ($K-1$). Este proceso se repetirá K veces, seleccionando una cohorte de datos de prueba diferente para cada iteración obteniendo una precisión para cada modelo. Finalizado el entrenamiento, se calcula el promedio de los errores hallados a partir de la ecuación (11), para así obtener una precisión final satisfactoria [67]. La validación cruzada con 10 iteraciones es la más común al momento de dividir los datos.

$$E = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K E_i \quad (11)$$

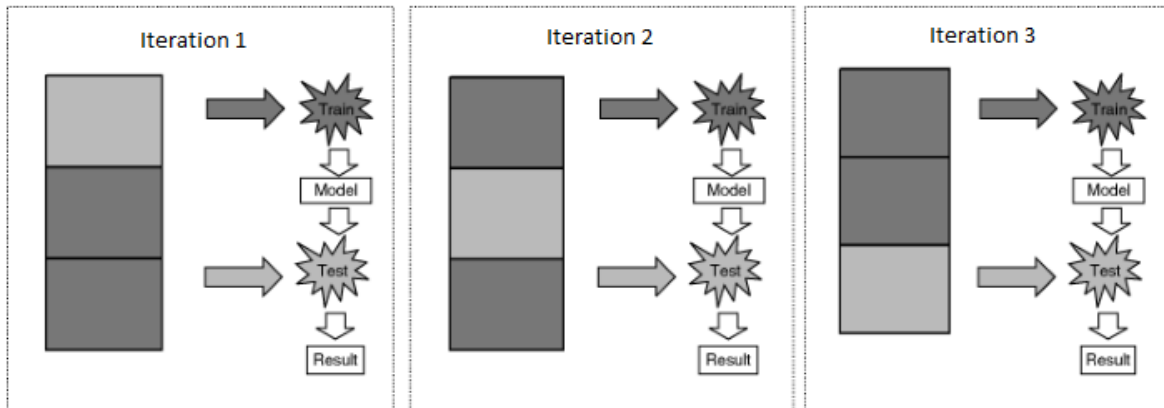


Figura 19. Modelo de validación cruzada con $k = 3$, donde la sección oscura se usa para el entrenamiento y la otra para validación [66].

2.4.4. Matriz de confusión

La matriz de confusión es una herramienta intuitiva y sencilla que permite la visualización del desempeño de un algoritmo, encontrando métricas como la exactitud, la sensibilidad y la

especificidad del modelo. La matriz está compuesta con dos dimensiones: actual y predicción, y un conjunto de clases en ambas dimensiones [68]. Las columnas de la matriz representan el número de predicciones de cada clase, y cada fila representa las instancias en la clase real (Tabla 3).

		Predicción	
		Positivos	Negativos
Observación	Positivos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	Negativos	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

Tabla 3. Matriz de confusión.

Donde:

- **VP** es la cantidad de *positivos* que fueron clasificados *correctamente* como positivos.
- **VN** es la cantidad de *negativos* que fueron clasificados *correctamente* como negativos.
- **FN** es la cantidad de *positivos* que fueron clasificados *incorrectamente* como negativos.
- **FP** es la cantidad de *negativos* que fueron clasificados *incorrectamente* como positivos.

Los criterios de evaluación de las métricas pueden calcularse a partir de la matriz de confusión, para la evaluación del rendimiento del clasificador [69]. Algunos de estos son:

$$\text{Exactitud}(\text{Acc}) = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN} \quad (12)$$

$$\text{Sensibilidad}(\text{Sens}) = \frac{VP}{VP + FN} \quad (13)$$

$$\text{Especificidad}(\text{Spec}) = \frac{VN}{FP + VN} \quad (14)$$

Estas variables nos indican:

Acc: El número de muestras clasificadas correctamente.

Sens: Capacidad del clasificador para estimar las muestras positivas correctamente.

Spec: Capacidad del clasificador para estimar las muestras negativas correctamente.

3. Metodología experimental

3.1. Selección de las variables biomecánicas según el estándar UPDRS

De acuerdo con la sección 2.1.6, las actividades propuestas para la cuantificación del Parkinson están basadas en el estándar UPDRS de la sección III, que evalúa la parte motora de la persona. Se seleccionan 4 ejercicios para extraer por medio de Leap Motion y sus características que se eligieron de manera objetiva anteriormente. Estos son:

- Temblor en reposo (TR), de la escala unificada UPDRS perteneciente a la sección III siendo el ítem número 20.
- Golpeteo de dedos (GD), de la escala unificada UPDRS perteneciente a la sección III siendo el ítem número 23.
- Movimientos de las manos (MM), de la escala unificada UPDRS perteneciente a la sección III siendo el ítem número 24.
- Movimientos rápidos alternantes de las manos (MRAM), de la escala unificada UPDRS perteneciente a la sección III siendo el ítem número 25.

La investigación se hizo con la ayuda de 8 personas sanas, distribuidas en tres rangos de edades: 0 – 25 (persona joven), 26 – 50 (persona de mediana edad) y 51 – 65 (persona mayor). Cada sujeto repetía los ejercicios un número de 10 veces con ambas manos, para lograr sacar una buena cohorte de muestras de las características biomecánicas y para el entrenamiento de la máquina. Las personas realizaron las actividades con una postura sentada erguida para que fuera más cómodo y ejecutar correctamente los movimientos, con la mano estirada sobre el dispositivo entre su zona de cobertura como se muestra en la Figura 20.

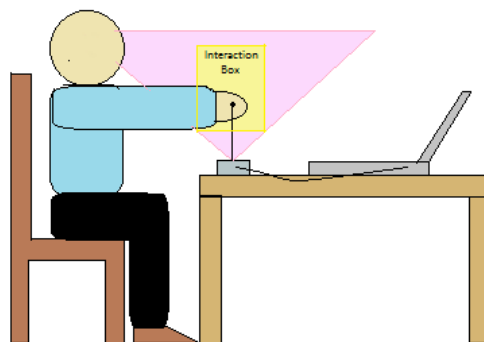


Figura 20. Posición para realizar los ejercicios de la UPDRS.

3.1.1. Temblor en reposo

En esta actividad de la UPDRS se recomienda al sujeto mantener la posición que se muestra en la Figura 20 comenzando con la mano dominante, y por un intervalo de tiempo de 20 segundos sostener la muñeca estática y los dedos extendidos aproximadamente 1 cm uno del otro. Luego cambia de mano y se repite el ejercicio (Figura 21).



Figura 21. Representación del temblor postural.

En el transcurso del ejercicio se estudia el comportamiento de la punta de los dedos, en el que se podrá observar la característica principal de esta acción que es la amplitud del temblor de mano.

3.1.2. Golpeteo de dedos

En el ítem 23 de la UPDRS se recomienda al sujeto comenzar con la posición que se muestra en la Figura 20 empezando con la mano dominante, luego de 5 segundos la maquina evaluadora le hará una señal con sonido para que empiece la actividad. El procedimiento consiste en golpear el dedo índice con el dedo pulgar (Figura 22) lo más rápido posible y con la mayor amplitud que pueda ejecutar el sujeto, luego de 10 segundos transcurridos la maquina le hará la señal al sujeto para que suspenda la actividad y vuelva a la posición inicial por 5 segundos. Luego hace el mismo ejercicio con la otra mano.

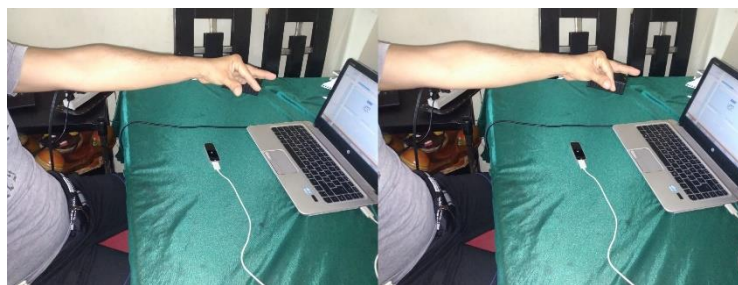


Figura 22. Representación del golpeteo de dedo.

En este ítem se estudia la velocidad del sujeto en la ejecución, la amplitud con la que lo hace, la frecuencia del movimiento y el número de veces que hizo correctamente la actividad.

3.1.3. Movimientos de las manos

El ítem 24 de la sección III del UPDRS se recomienda a la persona mantener la posición de la Figura 20, iniciando con la mano dominante sobre el dispositivo. Transcurrido 5 segundos se le da la señal para que empiece el ejercicio, que consiste en abrir y cerrar la mano (Figura 23) lo más rápido posible, con la mayor amplitud y separando los dedos lo mayor posible en la parte de la mano abierta, y luego pasados 10 segundos de la actividad, la maquina le dará al sujeto la señal para que pueda detenerse y mantener la posición inicial por otros 5 segundos. Se vuelve a hacer el mismo procedimiento con la otra mano.

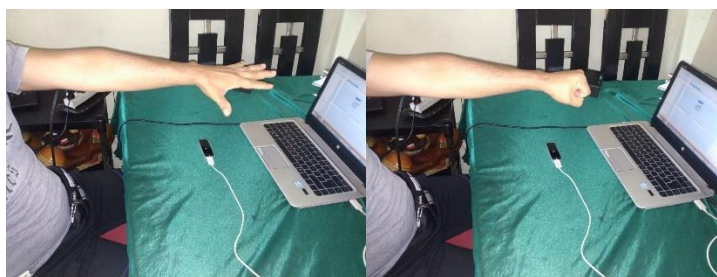


Figura 23. Representación de movimientos de las manos.

En esta actividad se evalúa la velocidad con la que se ejecuta el ejercicio, la amplitud en la apertura, la frecuencia del movimiento y el número de veces que repite la actividad.

3.1.4. Movimientos rápidos alternantes de las manos

En el ejercicio de movimientos rápidos alternantes de las manos (pronación – supinación) el paciente inicialmente toma la posición de la Figura 20, comenzando con su mano dominante sobre el dispositivo. Después de 5 segundos, se le da la señal al sujeto para que empiece la prueba que consiste en oscilar la muñeca de la mano lo más cercano posible a 180° (pronación) y luego devolverla a su puno inicial (supinación, ver Figura 24), repitiendo esto lo más rápido posible por un intervalo de 10 segundos, luego la maquina le dará la señal al sujeto para detener el movimiento y estar en la posición 5 segundos.

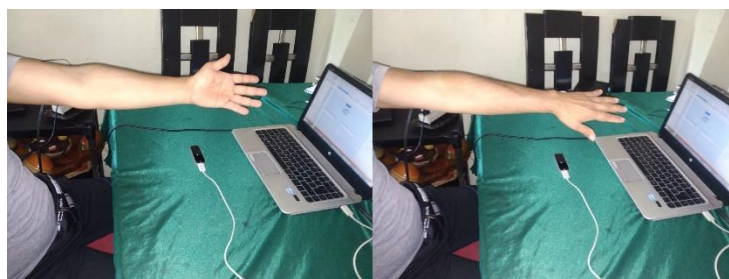


Figura 24. Representación de movimientos rápidos alternantes de las manos.

En esta actividad se estudia la velocidad el movimiento, el ángulo de rotación de la muñeca, la frecuencia del movimiento y el número de repeticiones que hizo en el intervalo.

3.2. Procedimiento para la evaluación del parkinsonismo de manera automática

El Leap Motion posee un kit de desarrollo de software (SDK) que se puede descargar desde la página oficial de este mismo, donde proporciona directamente algunos puntos fundamentales del movimiento de la mano obteniéndolos por medio de la aplicación, sin necesidad de extraer datos de profundidad y color [70]. También se estableció la resolución de captura del Leap Motion en modo de equilibrio y con una velocidad de recopilación de datos de aproximadamente 50 Hz, ya que, en estudios anteriores se comprobó que proporcionaba una frecuencia de muestreo más consistente en este modo [71]. Por lo tanto, se centra en los algoritmos para la extracción de las características de cada ejercicio y en la construcción de un modelo de aprendizaje para la clasificación de pacientes por métodos de selección de sus principales características.

3.2.1. Adquisición de variables biomecánicas

Se utilizó el entorno de desarrollo de Visual Studio para la creación de una interfaz gráfica por medio del lenguaje de programación C#, con el fin de obtener las variables de los movimientos y archivarlas posteriormente por medio de archivos de Excel. El registro de las posiciones de los dedos y la mano se hizo por medio del paquete de SDK del Leap Motion, donde se adquirió coordenadas tridimensionales y demás características calculadas a partir de algoritmos matemáticos del SDK.

3.2.1.1. Adquisición de variable del temblor postural

En el ejercicio del ítem 20 del UPDRS se adquirió el módulo de velocidad promedio de las yemas de los dedos, este está correlacionado con la amplitud del temblor de la mano [71] y se obtuvo mediante la siguiente instrucción:

$$\overrightarrow{V_{TP}} = \frac{\Delta \vec{r}}{\Delta t} = \frac{\vec{r}_1 - \vec{r}_2}{t_1 - t_2} \quad (15)$$

Donde:

- $\overrightarrow{V_{TP}}$: Vector de velocidad media en el intervalo estudiado.
- $\Delta \vec{r}$: Vector de desplazamiento en el intervalo estudiado.
- Δt : Tiempo empleado por las yemas en realizar el movimiento.
- \vec{r}_1, \vec{r}_2 : Vectores de posición de las yemas de los dedos.
- t_1, t_2 : Instantes de tiempo.

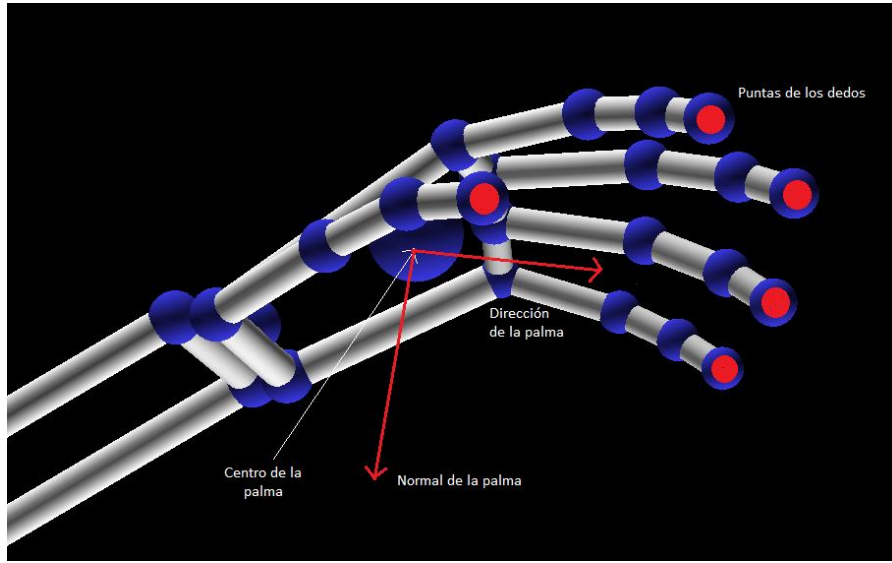


Figura 25. Vista de la configuración de la mano del Leap Motion.

3.2.1.2. Adquisición de variable del golpeteo de dedos

En la actividad de GP del UPDRS se adquirieron las posiciones de las puntas de los dedos del dedo índice y el dedo pulgar para el calculo de la distancia entre estos dos. Estas coordenadas se obtuvieron mediante la siguiente ecuación:

$$D_{GD} = \sqrt{(x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2 + (z_B - z_A)^2} \quad (16)$$

Donde:

- D_{GD} : Distancia euclidiana entre los dedos A y B.
- x_B, x_A : Valor de la coordenada x de los dedos A y B.
- y_B, y_A : Valor de la coordenada y de los dedos A y B.
- z_B, z_A : Valor de la coordenada z de los dedos A y B.

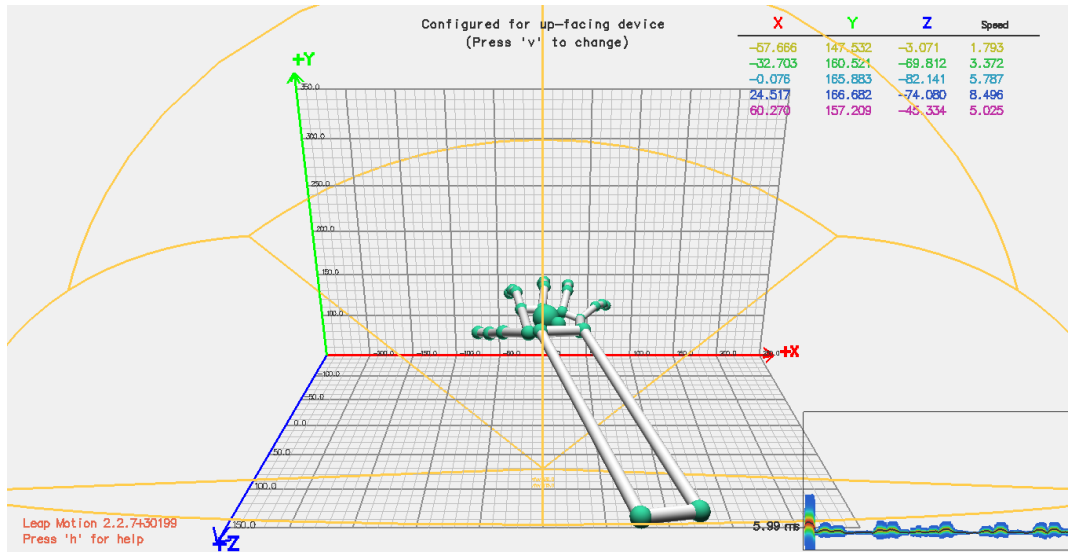


Figura 26. Visualización de las coordenadas en el Leap Motion.

3.2.1.3. Adquisición de variable de movimientos de las manos

En el ejercicio del ítem 24 del UPDRS, se obtuvo la distancia de cada punta de los dedos al centro de la palma, para obtener la suma de todas estas:

$$D_{MM} = \sum_{i=0}^4 d_{cp,i} \quad (17)$$

Donde $d_{cp,i}$ es la distancia euclidiana correspondiente entre el centro de la palma (cp) y los dedos de la mano (i). Por lo que, la distancia obtenida (D_{MM}) relaciona el trayecto entre cada uno de los dedos y el centro de la palma.

3.2.1.4. Adquisición de variable de movimientos rápidos alternantes de las manos

En la actividad de MRAM del UPDRS se calculó la rotación de la mano alrededor del eje z , donde el ángulo está entre el eje y y la proyección del vector en el plano $x - y$ (Figura 27). Entonces, si el vector apunta a la izquierda del eje y , el ángulo devuelto está entre 0 y π radianes (180°). Por lo tanto, si el vector representa la normalidad de la palma, la función de la ecuación 18 devuelve el balanceo del plano de la palma en el plano horizontal $x - z$.

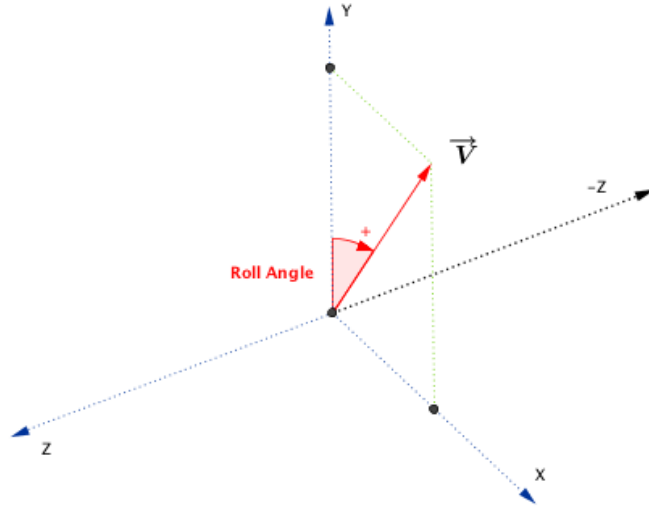


Figura 27. Ángulo de balanceo en el plano tridimensional del Leap Motion.

$$A_{MRAM} = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{\|\vec{a}\| \cdot \|\vec{b}\|} \right) \quad (18)$$

Donde:

$\vec{a} \cdot \vec{b}$ es el producto escalar entre los vectores correspondientes a la norma de la palma (\vec{V}) y el eje Y del dispositivo.

$\|\vec{a}\| \cdot \|\vec{b}\|$ es el producto de los módulos correspondientes a los vectores mencionados anteriormente.

De esta forma se puede conocer el ángulo que hay entre ellos.

3.2.2. Extracción de las principales características

Se realizó la lista de características principales que caracterizaban cada ejercicio propuesto de la UPDRS, esto con el fin de la posterior clasificación de cada uno. Para los ejercicios de GP, MM y MRAM se calcularon características como el número de movimientos que se alcanzaron a realizar en el intervalo de tiempo de 10 segundos y la velocidad de ejecución de estos, así como su variabilidad de frecuencia y amplitud. Mientras que para el TP se calcularon las características de fuerza en la señal y el poder en la banda de interés de temblor (8 – 12 Hz)

3.2.2.1. Análisis de la señal en el temblor postural

La señal del módulo de las velocidades promedios de las yemas de los dedos V_{TP} , se analizó en la típica banda de interés del Parkinson (8 – 12 Hz), donde esta señal se diferenció en el tiempo dado que la aceleración es más relevante en la evaluación del temblor [72]. Luego de

obtener la aceleración de la señal, se filtró con un filtro Butterworth de pasa banda de 4 – 11 Hz. Posteriormente, se halló el espectro de la señal realizándosele una Transformada rápida de Fourier (FFT) (ecuación 19) a los datos de aceleración, determinando así la frecuencia con la potencia máxima [71]. Finalmente, se estimó la densidad espectral de potencia (PSD) de la señal de aceleración para poder hallar el promedio de PSD de los componentes de frecuencia entre 8 – 12 Hz.

$$X_F(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot W_N^{kn} \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (19)$$

Donde $W_N^{kn} = e^{-j\frac{2\pi kn}{N}}$ y teniendo en cuenta el requisito de que el número de puntos en la serie tiene que ser una potencia de 2 (2^n) [73].

3.2.2.2. Análisis de las señales en los ejercicios de GP, MM y MRAM

Las señales de D_{GD} , D_{MM} y A_{MRAM} se les extrajo las mismas características dado que su comportamiento es idéntico (ver Figura 28), las cuales fueron:

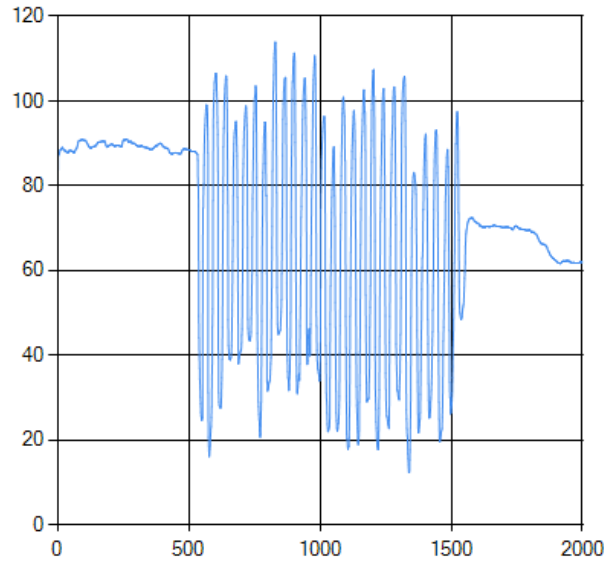


Figura 28. Ejemplo de comportamiento de una señal de GD.

- Número de repeticiones del ejercicio: Para obtener esta característica se utilizó el algoritmo de *findpeaks* de Matlab para encontrar las máximas y las mínimas locales de las señales, donde se hizo un procedimiento para poder identificar y ratificar los picos y valles seguidos unos de otros. En GD, MM y MRAM los picos en las señales representan la apertura y la supinación de las manos y la apertura de los dedos pulgar e índice, mientras que los valles representan las posiciones de cierre y pronación de las manos y cierre de los dedos pulgar e índice.

- Velocidad de apertura de manos y dedos o velocidad angular de supinación: Esta característica se obtuvo teniendo en cuenta la distancia recorrida entre el pico y el valle anterior, dividido por el tiempo en el que se encuentren ese pico y valle:

$$V_{ap,sup} = \frac{Dpk_n - Dvl_{n-1}}{Tpk_n - Tvl_{n-1}} \quad (20)$$

Siendo:

- Dpk : Distancia del pico.
 - Dvl : Distancia del valle.
 - Tpk : Tiempo del pico.
 - Tvl : Tiempo del valle.
- Velocidad de cierre de manos y dedos o velocidad angular de pronación: Esta característica se adquirió como el cambio de distancia entre el pico y el valle siguiente, dividido por la diferencia de tiempo entre el valle y el pico:

$$V_{cr,pro} = \frac{Dpk_n - Dvl_n}{Tvl_n - Tpk_n} \quad (21)$$

- Variabilidad de la amplitud: La amplitud de cada repetición se calculó como la diferencia de valores de cada pico al próximo valle, para posteriormente calcular su variabilidad como la desviación estándar de todas las amplitudes de los movimientos.
- Variabilidad de la frecuencia: Se calculó como la inversa del tiempo entre los picos consecutivos de cada movimiento, donde también la variabilidad de frecuencia se estima calculando las desviaciones estándar de todas las frecuencias individuales de los movimientos.

➤ Ejercicios	Características calculadas	Acrónimos	
		Mano derecha	Mano izquierda
TP	Frecuencia dominante en la señal	Frec_Dom_D	Frec_Dom_I
	Potencia máxima de la señal	Max_Pod_D	Max_Pod_I
	Poder en la banda de interés del temblor postural	promPSD_D	promPSD_I
GP MM MRAM	Número de repeticiones que realizó el ejercicio	Num_Mov_D	Num_Mov_I
	Velocidad de apertura o velocidad angular de supinación	Vel_Ap_D	Vel_Ap_I
	Velocidad de cierre o velocidad angular de pronación	Vel_Cr_D	Vel_Cr_I

	Variabilidad de la amplitud	V_Ampl_D	V_Ampl_I
	Variabilidad de la frecuencia	V_Frec_D	V_Frec_I

Tabla 4. Parámetros biomecánicos de los ejercicios.

3.2.3. Algoritmos de clasificación y de validación para las muestras adquiridas

Se utilizaron los métodos de aprendizaje de máquina de K-nn y SVM con una validación cruzada K-fold de 10 veces para la clasificación de los sujetos de prueba, donde esta última registra 10 veces el error para la predicción de la clasificación, y en donde se usó en las dos metodologías de aprendizaje de máquina anteriores para poder conocer el método más efectivo para este estudio. El K-nn fue entrenado asignándole diferentes valores al número de vecinos K para poder observar los diferentes resultados que entregaba el algoritmo, y para medir la cercanía entre datos se utilizó la distancia euclidiana. El clasificador SVM fue entrenado con el método de clasificación multiclase *one-vs-one*, que consiste en generar un total de $K(K-1)/2$ SVMs, comparando todos los posibles pares de clases, y se entrena con diferentes cuadros de multiplicadores de Lagrange. Por otro lado, se calcularon la exactitud, la sensibilidad, la especificidad y el error con respecto a las validaciones de cada uno de los clasificadores.

3.3. Interfaz gráfica para la adquisición de las muestras

El diseño de una interfaz gráfica permite a la persona que recolectará las muestras de los pacientes, tener una mejor comodidad y manejo en la adquisición de los datos, dado que cuenta con herramientas e instrucciones precisas que le permitan tener una mayor administración del espacio y tiempo, tanto de él como del paciente.

3.3.1. Ventana de inicio

La ventana de “Menú Principal” es la que se presenta al momento de iniciar el programa. En esta le permite al usuario poder elegir qué tipo de sesión estará la persona a realizar los ejercicios, siendo una sesión de entrenamiento, donde los datos del paciente se archivarán en un solo documento junto con otros, para más adelante ser utilizados en el entrenamiento de una máquina para la correcta clasificación automática de un paciente. La otra sesión es la de prueba, en esta los datos del paciente se archivarán en un documento individual que solo contendrá sus datos.

Luego de seleccionada la sesión, se procede a ingresar el número de identificación del paciente seguido del número de veces que ha hecho la prueba si es una sesión de entrenamiento. Ya llenado los dos campos anteriores se procede a dar clic al botón de “Agregar” para ir a la ventana de actividades. También en esta ventana se encuentra el botón

de “Cerrar programa”, donde se le puede dar clic cuando haya terminado la toma de datos o si se quiere salir del programa. Todo lo anterior mencionado se observa en la Figura 29.



Figura 29. Página de inicio del programa.

3.3.2. Menú de actividades

En la ventana de “Actividades” se le da la opción al evaluador de poder escoger entre los ejercicios de TP, GP, MM y MRAM, donde al seleccionar cada uno de estos se nos muestra dos recuadros, donde uno nos da las instrucciones que debe seguir el paciente para la ejecución de las actividades y el otro nos da un ejemplo en una imagen de cómo realizar el ejercicio. Luego de haber elegido la actividad a realizar, se da clic al botón de “Aceptar”, donde nos conducirá a la ventana de la toma de datos. Por otro lado, tenemos otro botón que es el de “Agregar nuevo Paciente”, en donde al dar clic en él, nos devolverá a la ventana anterior de “Menú Principal” para poder agregar una persona a la base de datos o desde ahí ya finalizar el programa. Las opciones mencionadas pueden apreciarse en la Figura 30.



Figura 30. Ventana de actividades.

3.3.3. Ventana de adquisición de datos

Encontrándose en la ventana de la actividad seleccionada anteriormente, se puede observar dos botones en la parte superior izquierda, los cuales son el botón de “Iniciar para mano derecha” y el botón de “Iniciar para mano izquierda”, en donde al dar clic a cualquiera de estos dos, se inicia la toma de datos en el momento que la persona sitúa la mano correspondiente sobre el dispositivo, y en el mismo instante se empieza a dibujar una gráfica en el centro de la ventana, mostrando el comportamiento de los datos adquiridos en función del tiempo transcurrido. Finalmente, obtenidos los datos, nos situamos en la parte inferior izquierda donde nos encontramos con dos botones, siendo uno de ellos “Volver al menú de actividades” en donde al dar clic en este nos devuelve a la ventana anterior, donde podremos escoger otra actividad para una nueva toma de datos del paciente en otra actividad. El otro botón “Detener actividad” se habilita al momento de empezar la actividad con una de las manos y sirve para poder detener el ejercicio en el momento que el evaluador o el usuario lo requiera. Lo anterior mencionado se puede observar en la Figura 31.

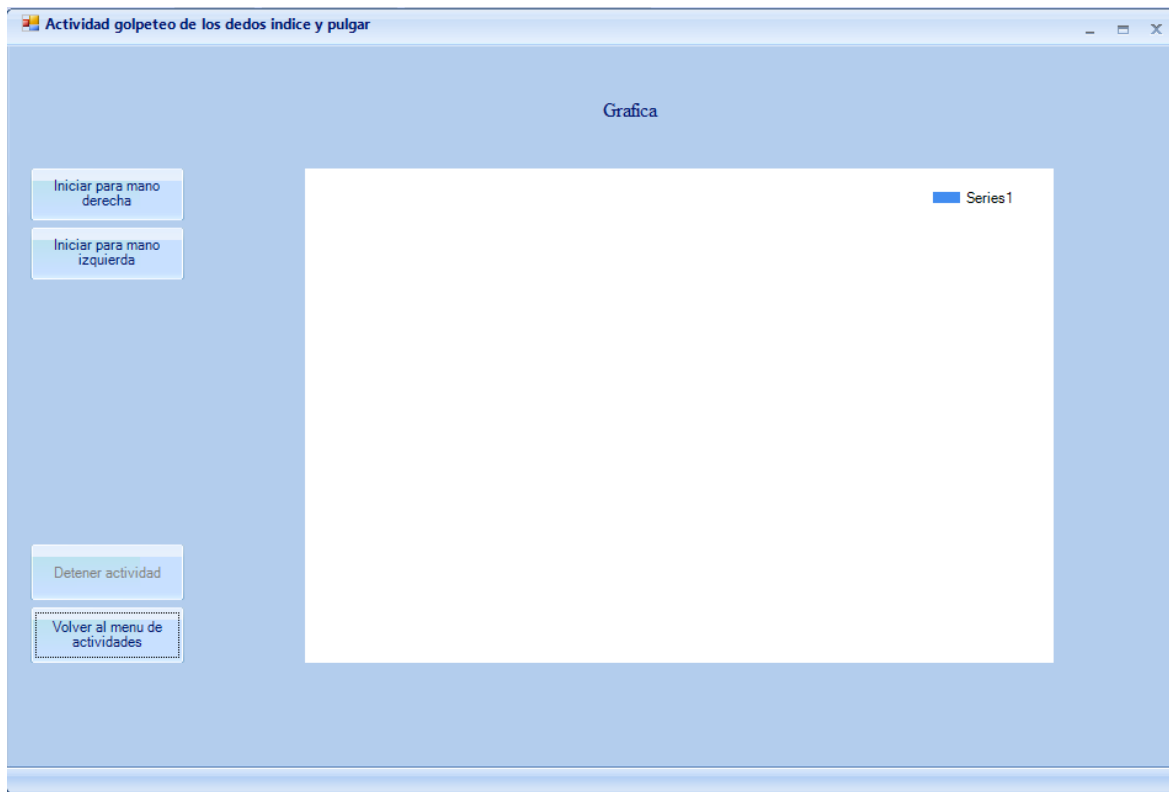


Figura 31. Ventana de la actividad GD.

3.4. Diagrama de bloques de la ejecución de la metodología experimental

Con el fin de lograr claridad en el desarrollo experimental de este trabajo, los procesos realizados de esta sesión se ilustran en la Figura 32, de manera secuencial a como se ejecutaron.

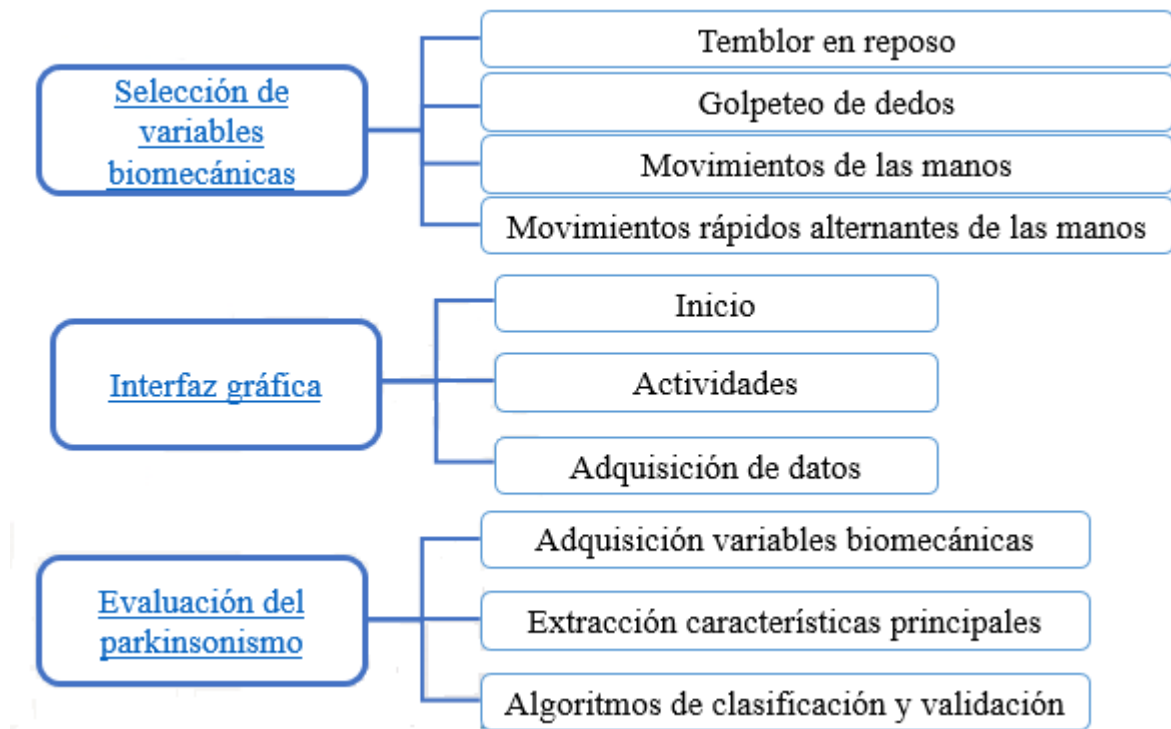


Figura 32. Etapas de la metodología experimental.

4. Resultados y discusión

En esta sección se darán a conocer los resultados de las validaciones de los dos diferentes clasificadores, que son, el algoritmo de clasificación K-nn y el algoritmo de clasificación SVM. Para esto, primero se adquirieron las variables biomecánicas de la sesión 3.2.1, de los dos miembros superiores de cada sujeto con el Leap Motion. Como prueba inicial de este estudio, se trabajó con 8 personas sanas distribuidas en tres etapas de la vida: joven, adulto y adulto mayor, donde repetían las actividades 10 veces. Luego, por medio de la creación de un código en Matlab, se procedió a calcular las características principales expuestas en la Tabla 4, pertenecientes a las variables biomecánicas de cada ejercicio. Estas características, se concatenaron en un vector junto con la variable que informaba a qué tipo de persona pertenecía la muestra. Por lo tanto, con cada mano, se obtuvieron un total de 80 muestras para cada actividad. Finalmente, se cargaron las muestras en las entradas de los algoritmos de clasificación, donde se esperaba que predijeran a que etapa de la vida pertenecían las señales biomecánicas de una persona. Para establecer el mejor método de desempeño según sus resultados, a cada clasificador se le aplicó el procedimiento de validación cruzada diez veces. En la clasificación con K-nn se varió el número de vecinos donde se observó que cada actividad y cada mano arrojaba mejores resultados con diferentes números, siendo 1, 3 y 9 los más repetitivos entre las clasificaciones más exitosas, como se observa en las tablas 5, 6, 7 y 8. Los otros resultados correspondientes a las diferentes variaciones se pueden ver desde el anexo 2 hasta el 9.

4.1. Temblor en reposo

Actividad de Temblor			
Acc + std	Sens + std	Spec + std	Error + std
Mano Derecha			
K-nn, k = 9			
0.54562 ± 0.030884	0.28780 ± 0.10804	0.99035 ± 0.013012	0.45438 ± 0.030884
SVM			
0.22494 ± 0.22438	0.64611 ± 0.19225	0.13055 ± 0.12957	0.77506 ± 0.022483
Mano Izquierda			
K-nn, k = 5			
0.46989 ± 0.077712	0.43558 ± 0.21261	0.75171 ± 0.049192	0.53011 ± 0.077712
SVM			
0.38067 ± 0.060218	0.41488 ± 0.075745	0.7525 ± 0.063322	0.61933 ± 0.060218

Tabla 5. Resultados de la validación de la actividad del Temblor.

En el ejercicio del temblor postural se observó una mejor clasificación en el clasificador K-nn con un $k = 9$, sin embargo, es una clasificación pobre por parte del clasificador dado que su exactitud máxima solo pudo ser del 54.562% sobre la mano derecha y una sensibilidad de tan solo un 28.780%, lo que demuestra una incapacidad de deducir las clases verdaderas correctamente en la prueba. Mientras que en el clasificador de SVM se tuvieron errores de clasificación de 77.506% y 61.933%, sobre la mano derecha e izquierda respectivamente, por lo que este clasificador no es muy eficiente en el momento de distinguir muestras como las del temblor postural. Se puede observar también que se alcanzaron desviaciones estándar desde un 10.804% hasta un 22.438% en las validaciones de clasificación de ambas herramientas, siendo poco confiables estos resultados. En estos resultados se pueden observar la falta de precisión de medición de algunos parámetros, ya que para esta actividad se adquirieron los valores de velocidad en una postura estática, por lo que se calculaba un movimiento muy pequeño y esto requería una alta precisión por parte de la herramienta. Teniendo en cuenta también que las señales de las personas adquiridas por el Leap Motion no se diferenciaban casi unas de las otras, sin importar en qué etapa de la vida se encontraba, esto lo podemos observar en los anexos 10, 11 y 12.

4.2. Golpeteo de dedos

Actividad de Golpeteo de dedos			
Acc + std	Sens + std	Spec + std	Error + std
Mano Derecha			
K-nn, $k = 9$			
0.66065 \pm 0.045164	0.60145 \pm 0.068333	0.97005 \pm 0.034876	0.33935 \pm 0.045164
SVM			
0.70764 \pm 0.039423	0.62351 \pm 0.23311	0.95739 \pm 0.032929	0.29236 \pm 0.039423
Mano Izquierda			
K-nn, $k = 3$			
0.78108 \pm 0.089692	0.84671 \pm 0.11385	0.96785 \pm 0.023417	0.21892 \pm 0.089692
SVM			
0.65397 \pm 0.059895	0.65268 \pm 0.068252	0.89657 \pm 0.058867	0.34603 \pm 0.059895

Tabla 6. Resultados de la validación de la actividad Golpeteo de dedos.

En la actividad golpeteo de dedos se obtuvo una mayor clasificación con el clasificador K-nn con un $k = 3$ sobre la mano izquierda, logrando un porcentaje de exactitud del 78.108%, uno del 84.671% para la sensibilidad y uno del 96.785% para la especificidad, siendo los resultados de exactitud y sensibilidad aceptables para una buena clasificación. Por otro lado,

se puede evidenciar que la sensibilidad del clasificador SVM, que arrojo un porcentaje de apenas un 62.351% sobre la mano derecha, su desviación estándar alcanzo un valor de 23.311%. Estos resultados se ven afectados por la adquisición de las variables biomecánicas parte del dispositivo, ya que, dependiendo de la manera en que ejecute el ejercicio la persona, el Leap Motion puede no conseguir características satisfactorias, esto se puede evidenciar en los anexos 13, 14 y 15. Sin embargo, en esta actividad al ser un movimiento repetitivo se puede evaluar la bradicinesia de la persona, ya que se da una reducción en la velocidad y la amplitud del movimiento gradualmente debido a la fatiga, por lo que el movimiento es útil a la hora de discriminar sujetos jóvenes entre adultos mayores.

4.3. Movimientos de las manos

Actividad de Movimientos de las manos			
Acc + std	Sens + std	Spec + std	Error + std
Mano Derecha			
K-nn, k = 3			
0.61816 ± 0.047091	0.46528 ± 0.17751	0.94797 ± 0.023566	0.38184 ± 0.047091
SVM			
0.57556 ± 0.046889	0.38294 ± 0.081475	0.88089 ± 0.026402	0.42444 ± 0.046889
Mano Izquierda			
K-nn, k = 9			
0.80985 ± 0.041383	0.64929 ± 0.064230	0.99315 ± 0.016239	0.19015 ± 0.041383
SVM			
0.70082 ± 0.028567	0.71490 ± 0.12439	0.79720 ± 0.033562	0.29918 ± 0.028567

Tabla 7. Resultados de la validación de la actividad Movimientos de las manos.

Durante la clasificación del ejercicio de movimientos de las manos, la adquisición de los parámetros como el número de repeticiones, la velocidad de apertura/cierre y la variabilidad de la amplitud fueron buenos parámetros para la clasificación y la validación de los rangos de edades, en la actividad de movimientos de las manos. Los mejores resultados obtenidos observados en la tabla 7 se adquirieron sobre la mano izquierda, siendo los porcentajes más altos 80.985%, 64.929% y 99.315% para las métricas de exactitud, sensibilidad y especificidad respectivamente, siendo este último el más alto obtenido en la evaluación de las actividades. Estos resultados se consiguieron aplicando una clasificación K-nn con un k = 9 sobre la mano izquierda. Mientras que en el clasificador SVM se obtuvieron resultados para la exactitud, la sensibilidad y la especificidad de 70.082%, 71.490% y 79.720% respectivamente, en donde la sensibilidad tiene una desviación estándar de 12.439%, por lo que esta métrica no es muy confiable. A pesar de que no son los mejores resultados para una

muy buena clasificación, son aceptables dado de que algunas de las señales adquiridas por la herramienta de Leap Motion no se obtuvieron de forma concisa (anexos 16, 17 y 18).

4.4. Movimientos rápidos alternantes de las manos

Actividad de Movimientos rápidos alternantes de las manos			
Acc + std	Sens + std	Spec + std	Error + std
Mano Derecha			
K-nn, k = 3			
0.68750 ± 0.035962	0.802540 ± 0.10999	0.88723 ± 0.040401	0.31250 ± 0.035962
SVM			
0.71332 ± 0.036731	0.54587 ± 0.24829	0.86559 ± 0.063788	0.28668 ± 0.036731
Mano Izquierda			
K-nn, k = 3			
0.81239 ± 0.036333	0.96772 ± 0.035147	0.87581 ± 0.051339	0.18761 ± 0.03633
SVM			
0.79581 ± 0.036839	0.83232 ± 0.067800	0.87094 ± 0.051691	0.20419 ± 0.036839

Tabla 8. Resultados de la validación de la actividad Movimientos rápidos alternantes de las manos.

En la actividad de movimientos rápidos alternantes de las manos se obtuvo el conjunto de mayores porcentajes de clasificación, con medidas de dispersión bajas de los datos para cada resultado. El mejor grupo de resultados en esta prueba se adquirió sobre la mano izquierda, siendo el clasificador K-nn el que arrojaría los porcentajes más altos, aplicando un número de vecinos $k = 3$. Los resultados para la exactitud, la sensibilidad y la especificidad fueron de 81.239%, 96.772% y 87.581% respectivamente. En este ejercicio se logró obtener el mejor resultado para la métrica de sensibilidad, por lo que la clasificación correcta de las clases verdaderas es confiable. Mientras tanto en el clasificador SVM se obtuvieron resultados de 79.581%, 83.232% y 87.094% para la exactitud, sensibilidad y especificidad respectivamente. Aunque no son los más altos porcentajes de validación, son buenos y además fueron los mejores obtenidos por esta herramienta de clasificación. Estos resultados alcanzaron altos porcentajes, a pesar de que hubo inconsistencias en la toma de muestras por parte del dispositivo Leap Motion, ejemplo de esto se puede observar en los anexos 19, 20 y 21. Además, esta actividad era la que mejor adquiría el dispositivo dado que solo se obtenía el ángulo de rotación de la muñeca, por lo que en la mayor parte del ejercicio esta característica era visible por el sensor.

5. Limitaciones

Uno de los principales objetivos en este estudio era clasificar el nivel de parkinsonismo de una persona, según el movimiento simulado para cada uno de los niveles que componen los resultados del UPDRS, sobre las actividades seleccionadas de la sesión 3.1 para la evaluación de la parte motora del cuerpo. Por lo que, uno de los procesos era la recolección de los datos de una cohorte de diferentes personas, donde cada uno simularía cada ejercicio con diferentes dificultades según el nivel del UPDRS. Luego se entrenaría el algoritmo realizado para la clasificación y la evaluación del rendimiento de cada una de las características seleccionadas en la Tabla 4. Por último, se comprobaría si el dispositivo Leap Motion era capaz de clasificar correctamente el nivel de parkinsonismo de sujetos de prueba. Sin embargo, esta metodología no se pudo utilizar, ya que en el periodo en el que se recolectarían los datos de entrenamiento y prueba, estuvo presente la pandemia del COVID-19 y estaba prohibido la reunión entre personas. Por lo tanto, se optó por la clasificación y evaluación de los algoritmos de clasificación para la determinación del rango de edad en el que se encuentra una persona, donde solo se contaba con la participación de 8 personas. También se tuvieron limitaciones en el área de trabajo y en la herramienta para la recolección de los datos, dado que no se contaba con un espacio amplio y libre de distracciones para la comodidad del sujeto y la correcta ejecución de las actividades. Mientras que el trabajo de software se tuvo que desarrollar en una laptop donde no realizaba una conexión óptima entre él y la herramienta Leap Motion para lograr una mayor precisión en la toma de datos, por lo que se tuvo que reducir la frecuencia de muestreo, disminuyendo y ajustando el número de datos a obtener, según donde mejor se trabajaba en la laptop, por lo que no se tiene conocimiento si a una mayor frecuencia de muestreo se obtienen mejores resultados. Teniendo esto en cuenta se modificó uno de los objetivos específicos, donde se reemplazaba la propuesta de clasificación según el nivel de parkinsonismo de un sujeto, a la clasificación según la etapa de vida en la que se encuentra una persona.

6. Conclusiones

En este trabajo, se realizó la construcción de un protocolo a partir de los ejercicios extraídos del examen UPDRS de la sesión que evalúa la parte motora del cuerpo, donde solo se tenían en cuenta aquellos que se ejecutaban únicamente con los miembros superiores, como lo son el temblor postural, golpeteo de dedos, movimientos de manos y movimientos rápidos alternantes de las manos, esto con el fin de determinar las variables biomecánicas involucradas en la cuantificación de las características de temblor, rigidez y amplitud de un movimiento, por medio de la evaluación objetiva de la difusión motora. Este estudio mostro que el Leap Motion tiene un ángulo de visión limitado dando como resultado algunas grabaciones incorrectas de gestos, dependiendo de la ubicación del sujeto.

Las características obtenidas a partir del dispositivo Leap Motion fueron eficaces para la construcción de un código en el entorno de Matlab, y a partir de esto, se logró la adquisición de las principales características por medio de operaciones de lógica matemática, donde luego se emplearon en la construcción de un algoritmo de clasificación en el que se implementaba dos herramientas de machine learning: K-nn y SVM. Sin embargo, la clasificación de las muestras fue poco distinguible, donde solo se generó una clasificación aceptable en tres movimientos: golpeteo de dedos, abre/cierre de las manos y supinación/pronación de las manos. Mientras que en el movimiento de temblor postural se logró mayormente una clasificación errónea.

Se logró construir una interfaz gráfica la cual adquiriría los datos de la persona en tiempo real, mostrando el número de variables biomecánicas obtenidas durante la realización de las actividades por sesión. La plataforma desarrollada sirve como una herramienta de apoyo para la correcta adquisición de las muestras según la actividad y el miembro superior a evaluar. También ayuda a la visualización del comportamiento de las variables según los movimientos que realice la persona.

Se logró validar el funcionamiento de la metodología implementada a través de la cuantificación de las variables biomecánicas por medio de las herramientas de clasificación. Se obtuvo la cuantificación del error de las muestras obtenidas a partir de la implementación del algoritmo de validación cruzada en los algoritmos de K-nn y SVM, donde se extrajeron parámetros métricos como la exactitud, la sensibilidad, la especificidad y el error, presentando su respectiva desviación estándar, en las cuales se observaron una mayor variación en la sensibilidad, mostrando dificultad para la distinción de las muestras correctas.

7. Trabajos futuros

En este trabajo solo se realizaron las pruebas a un grupo pequeño de personas, por lo que se recomienda ejercer las pruebas en un mayor grupo de diferentes edades, donde se puedan extraer diferentes muestras sin necesidad de muchas repeticiones por parte del sujeto, con el fin de obtener una mejor comparación y clasificación de las principales características. Por otro lado, se pretende la extracción de más información a partir de las variables biomecánicas donde se puedan realizar métodos de correlación entre ellas para una correcta discriminación de los ejercicios.

Se propone mejorar la interfaz gráfica para la visualización de los resultados luego de su clasificación en el algoritmo de Matlab. Se pretende extraer los datos de tal forma que pueda leerse en la plataforma construida en Visual Studio para la observación de las variables y la información de sus características métricas, con el fin de realizar una comparación entre las diferentes clasificaciones en los movimientos.

En este trabajo solo se utilizaron dos algoritmos de clasificación los cuales fueron el K-nn y el SVM, aplicando solo la variación en el número de vecinos en el algoritmo de K-nn. Se plantea que en trabajos futuros se puedan utilizar otros tipos de herramientas de clasificación como redes neuronales, arboles de decisión y Naïve Bayes, para así observar diferentes comportamientos según el modelo predictivo en las muestras.

8. Bibliografía

- [1] C. F. Pla Casamitjana *et al.*, “Calidad de vida en pacientes con enfermedad de Parkinson y estimulación cerebral profunda,” *Med. Interna Mex.*, 2007.
- [2] E. Peñas-Domingo, “El libro blanco del Parkinson en España. Aproximación, análisis y propuesta de futuro,” *J. Chem. Inf. Model.*, 2015, doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
- [3] B. K. Park *et al.*, “Analysis of viscoelastic properties of wrist joint for quantification of parkinsonian rigidity,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, 2011, doi: 10.1109/TNSRE.2010.2091149.
- [4] J. C. van den Noort *et al.*, “Quantification of Hand Motor Symptoms in Parkinson’s Disease: A Proof-of-Principle Study Using Inertial and Force Sensors,” *Ann. Biomed. Eng.*, 2017, doi: 10.1007/s10439-017-1881-x.
- [5] Á. Jobbágy, P. Harcos, R. Karoly, and G. Fazekas, “Analysis of finger-tapping movement,” *J. Neurosci. Methods*, 2005, doi: 10.1016/j.jneumeth.2004.05.009.
- [6] K. Niazmand *et al.*, “A measurement device for motion analysis of patients with Parkinson’s disease using sensor based smart clothes,” in *2011 5th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare and Workshops, PervasiveHealth 2011*, 2011, doi: 10.4108/icst.pervasivehealth.2011.246014.
- [7] J. L. Sánchez, O. Buriticá, D. Pineda, C. S. Uribe, and L. G. Palacio, “Prevalence of Parkinson’s disease and Parkinsonism in a Colombian population using the capture-recapture method,” *Int. J. Neurosci.*, 2004, doi: 10.1080/00207450490269444.
- [8] J. Kulisevsky *et al.*, “Enfermedad de Parkinson avanzada. Características clínicas y tratamiento (parte I),” *Neurología*, 2013, doi: 10.1016/j.nrl.2013.05.001.
- [9] A. Garza-Rodríguez, L. P. Sánchez-Fernández, L. A. Sánchez-Pérez, C. Ornelas-Vences, and M. Ehrenberg-Inzunza, “Pronation and supination analysis based on biomechanical signals from Parkinson’s disease patients,” *Artif. Intell. Med.*, vol. 84, pp. 7–22, 2018, doi: 10.1016/j.artmed.2017.10.001.
- [10] Y. Zhou, M. E. Jenkins, M. D. Naish, and A. L. Trejos, “The measurement and analysis of Parkinsonian hand tremor,” in *3rd IEEE EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, BHI 2016*, 2016, doi: 10.1109/BHI.2016.7455922.
- [11] Y. Ö. Çakmak, S. Can Ölçek, B. Özsoy, and D. Gökçay, “Quantitative measurement of bradykinesia in Parkinson’s disease using commercially available leap motion,” in *BIOSIGNALS 2018 - 11th International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing, Proceedings; Part of 11th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies, BIOSTEC 2018*, 2018, doi:

10.5220/0006655402270232.

- [12] T. A. Zesiewicz, "Parkinson Disease," *CONTINUUM Lifelong Learning in Neurology*. 2019, doi: 10.1212/CON.0000000000000764.
- [13] L. M. Vargas- Barahona, "Enfermedad de Parkinson y la Dopamina," *BUN Synapsis*, 2007.
- [14] D. S. Marín, H. Carmona, M. Ibarra, and M. Gámez, "Enfermedad de Parkinson: fisiopatología, diagnóstico y tratamiento," *Rev. la Univ. Ind. Santander. Salud*, 2018, doi: 10.18273/revsal.v50n1-2018008.
- [15] J. Parkinson, "An essay on the shaking palsy. 1817.," *J. Neuropsychiatry Clin. Neurosci.*, 2002, doi: 10.1176/jnp.14.2.223.
- [16] C. G. Goetz, "Charcot on Parkinson's disease," *Mov. Disord.*, 1986, doi: 10.1002/mds.870010104.
- [17] C. G. Goetz, "The history of Parkinson's disease: Early clinical descriptions and neurological therapies," *Cold Spring Harb. Perspect. Med.*, 2011, doi: 10.1101/cshperspect.a008862.
- [18] A. J. Lees, M. Selikhova, L. A. Andrade, and C. Duyckaerts, "The black stuff and Konstantin Nikolaevich Tretiakoff," *Movement Disorders*. 2008, doi: 10.1002/mds.21855.
- [19] S. FAHN, "Description of Parkinson's Disease as a Clinical Syndrome," *Ann. N. Y. Acad. Sci.*, 2006, doi: 10.1111/j.1749-6632.2003.tb07458.x.
- [20] A. CARLSSON, "The occurrence, distribution and physiological role of catecholamines in the nervous system.," *Pharmacol. Rev.*, 1959.
- [21] J. Kulisevsky *et al.*, "Enfermedad de Parkinson avanzada. Características clínicas y tratamiento. Parte II," *Neurologia*, 2013, doi: 10.1016/j.nrl.2013.05.002.
- [22] H. Braak, K. Del Tredici, U. Rüb, R. A. I. De Vos, E. N. H. Jansen Steur, and E. Braak, "Staging of brain pathology related to sporadic Parkinson's disease," *Neurobiol. Aging*, 2003, doi: 10.1016/S0197-4580(02)00065-9.
- [23] F. Magrinelli *et al.*, "Pathophysiology of Motor Dysfunction in Parkinson's Disease as the Rationale for Drug Treatment and Rehabilitation," *Parkinson's Disease*. 2016, doi: 10.1155/2016/9832839.
- [24] A. Lee and R. M. Gilbert, "Epidemiology of Parkinson Disease," *Neurologic Clinics*. 2016, doi: 10.1016/j.ncl.2016.06.012.
- [25] M. Rodríguez-Violante, L. Velásquez-Pérez, and A. Cervantes-Arriaga, "Incidence rates of Parkinson's disease in Mexico: Analysis of 2014-2017 statistics," *Rev. Mex. Neurocienc.*, 2019, doi: 10.24875/rmn.m19000043.
- [26] A. Domingo and C. Klein, "Genetics of Parkinson disease," in *Handbook of Clinical*

Neurology, 2018.

- [27] A. Ascherio and M. A. Schwarzschild, "The epidemiology of Parkinson's disease: risk factors and prevention," *The Lancet Neurology*. 2016, doi: 10.1016/S1474-4422(16)30230-7.
- [28] A. Elbaz, L. Carcaillon, S. Kab, and F. Moisan, "Epidemiology of Parkinson's disease," *Rev. Neurol. (Paris)*., 2016, doi: 10.1289/ehp.1307970.
- [29] S. Sveinbjornsdottir, "The clinical symptoms of Parkinson's disease," *Journal of Neurochemistry*. 2016, doi: 10.1111/jnc.13691.
- [30] A. Strini, P. Junqueira, S. Andresen, L. Mara, and A. Bezerra, "Revista de Medicina e Saúde de Brasília ARTIGO ESPECIAL Parkinson Disease and Its Clinical Manifestations," 2018.
- [31] A. A. Moustafa *et al.*, "Motor symptoms in Parkinson's disease: A unified framework," *Neurosci. Biobehav. Rev.*, vol. 68, pp. 727–740, 2016, doi: 10.1016/j.neubiorev.2016.07.010.
- [32] M. A. Thenganatt and J. Jankovic, "The relationship between essential tremor and Parkinson's disease," *Park. Relat. Disord.*, 2016, doi: 10.1016/j.parkreldis.2015.09.032.
- [33] G. A. Neri-Nani, "Síntomas motores de la enfermedad de Parkinson," *Neurologia, Neurocirugia y Psiquiatria*. 2017.
- [34] J. J. Crouse, J. R. Phillips, M. Jahanshahi, and A. A. Moustafa, "Postural instability and falls in Parkinson's disease," *Reviews in the Neurosciences*. 2016, doi: 10.1515/revneuro-2016-0002.
- [35] R. F. Pfeiffer, "Non-motor symptoms in Parkinson's disease," *Park. Relat. Disord.*, 2016, doi: 10.1016/j.parkreldis.2015.09.004.
- [36] T. Maeda *et al.*, "Clinical manifestations of nonmotor symptoms in 1021 Japanese Parkinson's disease patients from 35 medical centers," *Park. Relat. Disord.*, 2017, doi: 10.1016/j.parkreldis.2017.02.024.
- [37] A. Tarakad and J. Jankovic, "Diagnosis and Management of Parkinson's Disease," *Seminars in Neurology*. 2017, doi: 10.1055/s-0037-1601888.
- [38] P. Rizek, N. Kumar, and M. S. Jog, "An update on the diagnosis and treatment of Parkinson disease," *CMAJ*. 2016, doi: 10.1503/cmaj.151179.
- [39] L. Marsili, G. Rizzo, and C. Colosimo, "Diagnostic criteria for Parkinson's disease: From James Parkinson to the concept of prodromal disease," *Frontiers in Neurology*. 2018, doi: 10.3389/fneur.2018.00156.
- [40] R. B. Postuma *et al.*, "MDS clinical diagnostic criteria for Parkinson's disease," *Movement Disorders*. 2015, doi: 10.1002/mds.26424.

- [41] F. Carrillo García, “Protocolo diagnóstico de la enfermedad de Parkinson y otros parkinsonismos,” *Med. - Programa Form. Médica Contin. Acreditado*, 2019, doi: 10.1016/j.med.2019.03.006.
- [42] T. R. Barber, J. C. Klein, C. E. Mackay, and M. T. M. Hu, “Neuroimaging in pre-motor Parkinson’s disease,” *NeuroImage: Clinical*. 2017, doi: 10.1016/j.nicl.2017.04.011.
- [43] D. S. de Jesús Castro and R. F. Pelli Noble, “Ecografía transcraneal mesencefálica en el estudio de enfermedad de Parkinson y su diagnóstico diferencial con parkinsonismos en un hospital público de Tucumán,” *Neurol. Argentina*, 2017, doi: 10.1016/j.neuarg.2017.09.001.
- [44] C. Juri C. and V. Wanner E., “NEUROIMÁGENES EN ENFERMEDAD DE PARKINSON: ROL DE LA RESONANCIA MAGNÉTICA, EL SPECT Y EL PET,” *Rev. Médica Clínica Las Condes*, 2016, doi: 10.1016/j.rmcl.2016.06.011.
- [45] R. Cano de la Cuerda, A. I. Macías Jiménez, V. Crespo Sánchez, and M. Morales Cabezas, “Escala de valoración y tratamiento fisioterápico en la enfermedad de Parkinson,” *Fisioterapia*, 2004, doi: 10.1016/s0211-5638(04)73104-1.
- [46] M. Rodríguez-Violante and A. Cervantes-Arriaga, “La escala unificada de la enfermedad de Parkinson modificada por la Sociedad de Trastornos del Movimiento (MDS-UPDRS): Aplicación clínica e investigación,” *Arch. Neurociencias*, 2014.
- [47] P. Trudelle, “Unified Parkinson Disease Rating Scale (UPDRS),” *Kinésithérapie, la Rev.*, 2006, doi: 10.1016/s1779-0123(06)74622-8.
- [48] P. N. Guerrero, “Análisis biomecánico del cuerpo humano mediante el procesamiento digital de imágenes,” Universidad Tecnológica Nacional, 2018.
- [49] P. Balthazard, D. Currat, and F. Degache, “Fundamentos de biomecánica,” *EMC - Kinesiterapia - Med. Física*, 2015, doi: 10.1016/s1293-2965(15)74142-3.
- [50] G. Wu and P. R. Cavanagh, “ISB recommendations for standardization in the reporting of kinematic data,” *J. Biomech.*, 1995, doi: 10.1016/0021-9290(95)00017-C.
- [51] G. Wu *et al.*, “ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion - Part II: Shoulder, elbow, wrist and hand,” *J. Biomech.*, 2005, doi: 10.1016/j.jbiomech.2004.05.042.
- [52] I.-B. Păvăloiu, “Leap Motion Technology In Learning,” 2017, doi: 10.15405/epsbs.2017.05.02.126.
- [53] F. Weichert, D. Bachmann, B. Rudak, and D. Fisseler, “Analysis of the accuracy and robustness of the Leap Motion Controller,” *Sensors (Switzerland)*, 2013, doi: 10.3390/s130506380.
- [54] M. A. Parreño, “DESARROLLO DE UN JUEGO DIDÁCTICO MEDIANTE SENSORES LEAP MOTION PARA ESTIMULAR EL APRENDIZAJE DEL

LENGUAJE BÁSICO DE SEÑAS ECUATORIANO,” 2018.

- [55] J. E. López, “Control por gestos usando Leap Motion,” INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE OCCIDENTE Departamento de Estudios Socioculturales, 2016.
- [56] A. F. Erazo, “DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN CON LEAP MOTION COMO HERRAMIENTA DE SOPORTE EDUCATIVO EN LA UNIDAD EDUCATIVA JUAN FRANCISCO YEROVI, PUEBLO VIEJO –ALAUÍS,” Escuela Superior Politécnica De Chimborazo, 2017.
- [57] J. G. Carbonell, R. S. Michalski, and T. M. Mitchell, “AN OVERVIEW OF MACHINE LEARNING,” in *Machine Learning*, 1983.
- [58] J. M. Keller and M. R. Gray, “A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1985, doi: 10.1109/TSMC.1985.6313426.
- [59] S. Sun and R. Huang, “An adaptive k-nearest neighbor algorithm,” in *Proceedings - 2010 7th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, FSKD 2010*, 2010, doi: 10.1109/FSKD.2010.5569740.
- [60] K. Chomboon, P. Chujai, P. Teerarassammee, K. Kerdprasop, and N. Kerdprasop, “An Empirical Study of Distance Metrics for k-Nearest Neighbor Algorithm,” 2015, doi: 10.12792/iciae2015.051.
- [61] A. Moujahid, I. Inza, and P. Larrañaga, “Clasificadores K-NN,” pp. 1–8, 2017, [Online]. Available: <http://www.sc.ehu.es/ccwbayes/docencia/mmcc/docs/t9knn.pdf>.
- [62] H. Guo and W. Wang, “An active learning-based SVM multi-class classification model,” *Pattern Recognit.*, 2015, doi: 10.1016/j.patcog.2014.12.009.
- [63] H. Yu and S. Kim, “SVM tutorial-classification, regression and ranking,” in *Handbook of Natural Computing*, 2012.
- [64] E. Morales, “Maquinas de Soporte Vectorial,” vol. 2017, pp. 1–83, 2017, [Online]. Available: <https://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/NvoAprend/Acetatos/svm2017.pdf>.
- [65] C. Jing and J. Hou, “SVM and PCA based fault classification approaches for complicated industrial process,” *Neurocomputing*, 2015, doi: 10.1016/j.neucom.2015.03.082.
- [66] P. Refaeilzadeh, L. Tang, and H. Liu, “Cross-Validation,” in *Encyclopedia of Database Systems*, 2016.
- [67] Y. Jung and J. Hu, “A K-fold averaging cross-validation procedure,” *J. Nonparametr. Stat.*, 2015, doi: 10.1080/10485252.2015.1010532.
- [68] X. Deng, Q. Liu, Y. Deng, and S. Mahadevan, “An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification

- problem,” *Inf. Sci. (Ny)*, 2016, doi: 10.1016/j.ins.2016.01.033.
- [69] M. Ohsaki, P. Wang, K. Matsuda, S. Katagiri, H. Watanabe, and A. Ralescu, “Confusion-matrix-based kernel logistic regression for imbalanced data classification,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, 2017, doi: 10.1109/TKDE.2017.2682249.
 - [70] G. Marin, F. Dominio, and P. Zanuttigh, “Hand gesture recognition with jointly calibrated Leap Motion and depth sensor,” *Multimed. Tools Appl.*, 2016, doi: 10.1007/s11042-015-2451-6.
 - [71] K. H. Chen, P. C. Lin, Y. J. Chen, B. S. Yang, and C. H. Lin, “Development of method for quantifying essential tremor using a small optical device,” *J. Neurosci. Methods*, 2016, doi: 10.1016/j.jneumeth.2016.03.014.
 - [72] K. E. Norman, R. Edwards, and A. Beuter, “The measurement of tremor using a velocity transducer: Comparison to simultaneous recordings using transducers of displacement, acceleration and muscle activity,” *J. Neurosci. Methods*, 1999, doi: 10.1016/S0165-0270(99)00091-6.
 - [73] A. L. Schmidt, “FFT: Transformada Rápida de Fourier,” Bahía Blanca, 2013. [Online]. Available: [http://en.wikipedia.org/wiki/Fast_Fourier_transform#Algorithms,%0Ahttp://lcr.uns.edu.ar/fvc/NotasDeAplicacion/FVC-Schmidt Ana Lucía.pdf](http://en.wikipedia.org/wiki/Fast_Fourier_transform#Algorithms,%0Ahttp://lcr.uns.edu.ar/fvc/NotasDeAplicacion/FVC-Schmidt%20Ana%20Luc%C3%ADa.pdf).

9. Anexos

Anexo 1: Tabla A1. Propiedades y variables biomecánicas utilizadas del Leap Motion.

Componentes	Descripción
Controller	Se encarga de hacer el papel de enlace entre la aplicación que se desarrolle y el dispositivo.
Frame	Representa el conjunto de datos de seguimiento de manos y dedos detectados en un solo cuadro.
Hand	Da las características físicas de una mano.
Finger	Representa al dedo como un objeto, donde cada uno posee un ID.
TipPosition	Entrega la posición de la punta de los dedos en milímetros desde el origen del dispositivo.
TipVelocity	El valor de cambio de la posición de la punta de los dedos en milímetros/segundo.
PalmPosition	Entrega la posición del centro de la palma en milímetros desde el origen del dispositivo.
PalmNormal	Es el vector normal de la palma.
PalmVelocity	La tasa de cambio de la posición de la palma en milímetros/segundo.
Roll	Entrega el ángulo de balance en radianes.

Anexo 2: Tabla A2. Resultados de validación de las muestras del temblor en la mano derecha.

Actividad de Temblor postural			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
K-nn, k = 1			
0.38080 ± 0.023555	0.40466 ± 0.061592	0.82681 ± 0.034719	0.61920 ± 0.023555
K-nn, k = 3, 1.63292			
0.33810 ± 0.048847	0.34446 ± 0.064644	0.95036 ± 0.041742	0.66190 ± 0.048847
K-nn, k = 5			

0.43770 ± 0.046823	0.099286 ± 0.081856	0.93216 ± 0.027769	0.5623 ± 0.046823
K-nn, k = 7			
0.44143 ± 0.044519	0.19435 ± 0.11787	0.80988 ± 0.074683	0.55857 ± 0.044519
K-nn, k = 9			
0.54562 ± 0.030884	0.28780 ± 0.10804	0.99035 ± 0.013012	0.45438 ± 0.030884
SVM			
0.22494 ± 0.22438	0.64611 ± 0.19225	0.13055 ± 0.12957	0.77506 ± 0.022483

Anexo 3: Tabla A3. Resultados de validación de las muestras del temblor en la mano izquierda.

Actividad de Temblor postural			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
K-nn, k = 1			
0.46989 ± 0.077712	0.43558 ± 0.21261	0.75171 ± 0.049192	0.53011 ± 0.077712
K-nn, k = 3			
0.42692 ± 0.026911	0.071448 ± 0.051525	0.87889 ± 0.070798	0.57308 ± 0.026911
K-nn, k = 5			
0.50064 ± 0.053084	0 ± 0	0.95857 ± 0.023046	0.49936 ± 0.053084
K-nn, k = 7			
0.35300 ± 0.051826	0.15268 ± 0.068252	0.79582 ± 0.030502	0.64700 ± 0.051826
K-nn, k = 9			
0.48932 ± 0.095171	0 ± 0	0.87497 ± 0.047522	0.51068 ± 0.095171
SVM			
0.38067 ± 0.060218	0.41488 ± 0.075745	0.7525 ± 0.063322	0.61933 ± 0.060218

Anexo 4: Tabla A4. Resultados de validación de las muestras del golpeteo de dedos en la mano derecha.

Actividad de Golpeteo de dedos			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
K-nn, k = 1			
0.58037 ± 0.035401	0.51903 ± 0.057325	0.841012 ± 0.066433	0.41963 ± 0.035401
K-nn, k = 3			
0.63630 ± 0.023290	0.63845 ± 0.14789	0.83743 ± 0.024435	0.36370 ± 0.023290
K-nn, k = 5			
0.67968 ± 0.023290	0.53347 ± 0.086752	0.93479 ± 0.041919	0.32032 ± 0.023290
K-nn, k = 7			
0.65368 ± 0.030528	0.84393 ± 0.17561	0.91616 ± 0.033997	0.34632 ± 0.030528
K-nn, k = 9			

0.66065 ± 0.045164	0.60145 ± 0.068333	0.97005 ± 0.034876	0.33935 ± 0.045164
SVM			
0.70764 ± 0.039423	0.62351 ± 0.23311	0.957394 ± 0.032929	0.29236 ± 0.039423

Anexo 5: Tabla A5. Resultados de validación de las muestras del golpeteo de dedos en la mano izquierda.

Actividad de Golpeteo de dedos			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
K-nn, k = 1			
0.75911 ± 0.093066	0.8246 ± 0.12297	0.96371 ± 0.026810	0.24089 ± 0.093066
K-nn, k = 3			
0.78108 ± 0.089692	0.84671 ± 0.11385	0.96785 ± 0.023417	0.21892 ± 0.089692
K-nn, k = 5			
0.56626 ± 0.036026	0.50125 ± 0.042675	0.91274 ± 0.033727	0.43374 ± 0.036026
K-nn, k = 7			
0.69508 ± 0.036963	0.68623 ± 0.10550	0.95110 ± 0.038646	0.30492 ± 0.036963
K-nn, k = 9			
0.66251 ± 0.087186	0.55464 ± 0.062885	0.90774 ± 0.034391	0.33749 ± 0.087186
SVM			
0.65397 ± 0.059895	0.65268 ± 0.068252	0.89657 ± 0.058867	0.34603 ± 0.059895

Anexo 6: Tabla A6. Resultados de validación de las muestras de cierre/abre en la mano derecha.

Actividad de Movimiento de las manos			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
Knn, k = 1			
0.66941 ± 0.66808	0.71728 ± 0.20329	0.84671 ± 0.014835	0.33059 ± 0.066808
Knn, k = 3			
0.61816 ± 0.047091	0.46528 ± 0.17751	0.94797 ± 0.023566	0.38184 ± 0.047091
Knn, k = 5			
0.59064 ± 0.037915	0.43069 ± 0.18245	0.95626 ± 0.026462	0.40935 ± 0.037915
Knn, k = 7			
0.51843 ± 0.054737	0.25246 ± 0.13045	0.97376 ± 0.018901	0.48157 ± 0.054737
Knn, k = 9, 1.8554			
0.55408 ± 0.039776	0.39210 ± 0.073925	0.91661 ± 0.034079	0.44592 ± 0.039776
SVM			
0.57556 ± 0.046889	0.38294 ± 0.081475	0.88089 ± 0.026402	0.42444 ± 0.046889

Anexo 7: Tabla A7. Resultados de validación de las muestras de cierre/abre en la mano izquierda.

Actividad de Cierre			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
Knn, k = 1			
0.76512 ± 0.050361	0.65359 ± 0.086345	0.92444 ± 0.065728	0.23488 ± 0.05036
Knn, k = 3			
0.65218 ± 0.059636	0.56292 ± 0.086345	0.901355 ± 0.058193	0.34782 ± 0.059636
Knn, k = 5			
0.78689 ± 0.063175	0.49875 ± 0.049459	0.98498 ± 0.021938	0.21311 ± 0.063175
Knn, k = 7			
0.72298 ± 0.053190	0.79040 ± 0.16938	0.90390 ± 0.032279	0.27702 ± 0.053190
Knn, k = 9			
0.80985 ± 0.041383	0.64929 ± 0.064230	0.99315 ± 0.016239	0.19015 ± 0.041383
SVM			
0.70082 ± 0.028567	0.71490 ± 0.12439	0.79720 ± 0.033562	0.29918 ± 0.028567

Anexo 8: Tabla A8. Resultados de validación de las muestras de supinación/pronación en la mano derecha.

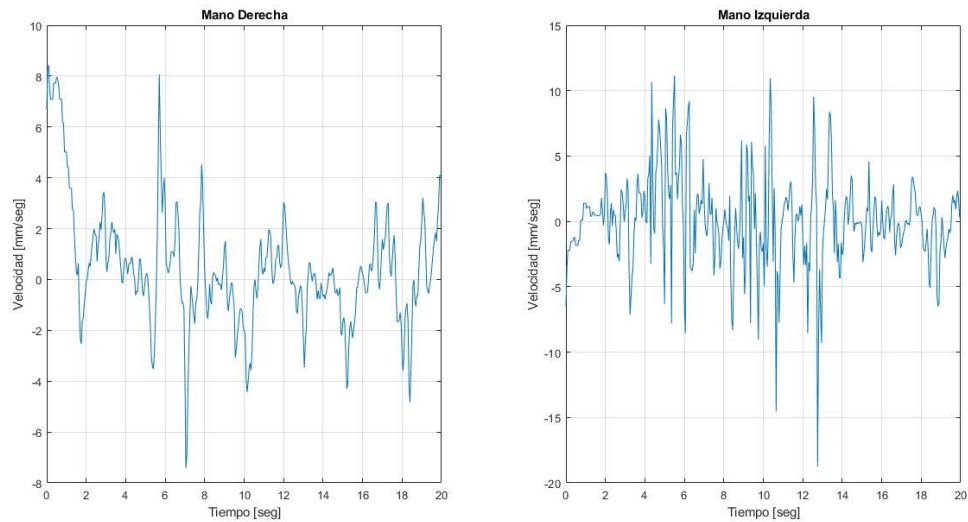
Actividad de Movimientos rápidos alternantes de las manos			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
Knn, k = 1			
0.65489 ± 0.037795	0.70565 ± 0.086220	0.91642 ± 0.041632	0.34511 ± 0.037795
Knn, k = 3			
0.68750 ± 0.035962	0.802540 ± 0.10999	0.88723 ± 0.040401	0.31250 ± 0.035962
Knn, k = 5			
0.69520 ± 0.073009	0.75345 ± 0.14350	0.95292 ± 0.036262	0.30480 ± 0.073009
Knn, k = 7			
0.66487 ± 0.028157	0.57934 ± 0.22023	0.97845 ± 0.025739	0.33513 ± 0.028157
Knn, k = 9			
0.69668 ± 0.062866	0.66728 ± 0.16016	0.87897 ± 0.079912	0.30332 ± 0.062866
SVM			
0.71332 ± 0.036731	0.54587 ± 0.24829	0.86559 ± 0.063788	0.28668 ± 0.036731

Anexo 9: Tabla A9. Resultados de validación de las muestras de supinación/pronación en la mano izquierda.

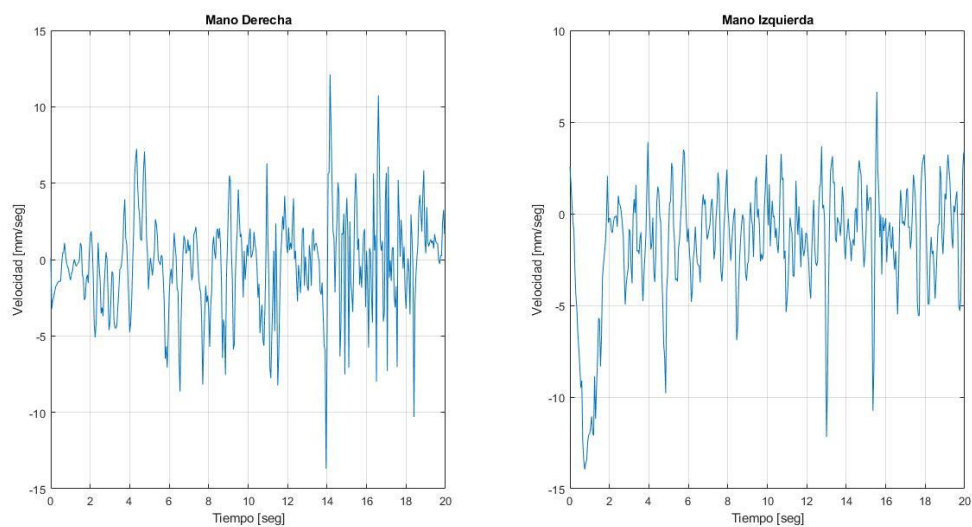
Actividad de Movimientos rápidos alternantes de las manos			
Exact + std	Sen + std	Esp + std	Error + std
Knn, k = 1			

0.84056 ± 0.029557	0.88175 ± 0.065472	0.85687 ± 0.027779	0.15944 ± 0.029557
Knn, k = 3			
0.81239 ± 0.036333	0.96772 ± 0.035147	0.87581 ± 0.051339	0.18761 ± 0.03633
Knn, k = 5			
0.73461 ± 0.045290	0.87377 ± 0.079648	0.84092 ± 0.027090	0.26539 ± 0.045290
Knn, k = 7			
0.72025 ± 0.038664	0.93377 ± 0.059122	0.847149 ± 0.032019	0.27975 ± 0.038664
Knn, k = 9			
0.65514 ± 0.11652	0.82960 ± 0.12511	0.78009 ± 0.068642	0.34486 ± 0.11652
SVM			
0.79581 ± 0.036839	0.832321 ± 0.067800	0.87094 ± 0.051691	0.20419 ± 0.036839

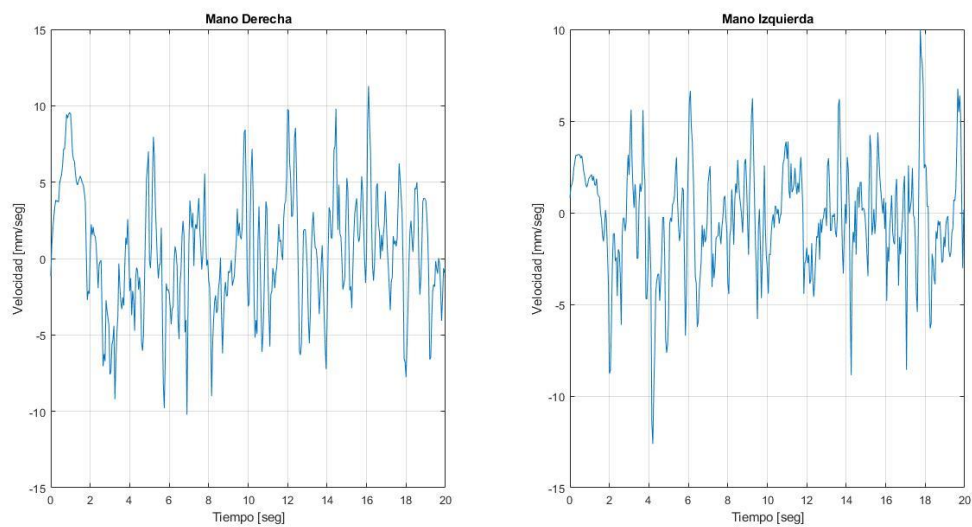
Anexo 10: Figura A1. Ejemplo de una señal de la actividad del Temblor postural de una persona joven.



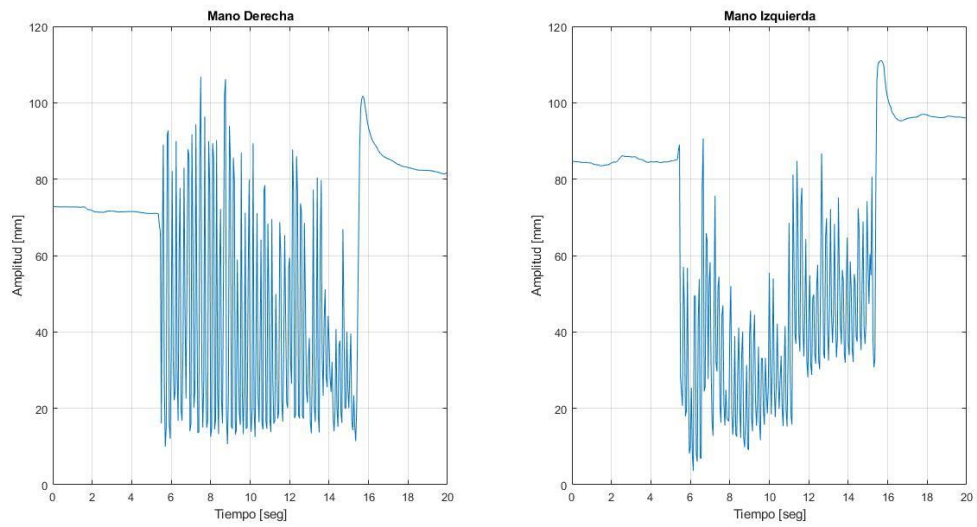
Anexo 11. Figura A2. Ejemplo de una señal de la actividad del Temblor postural de una persona de mediana edad.



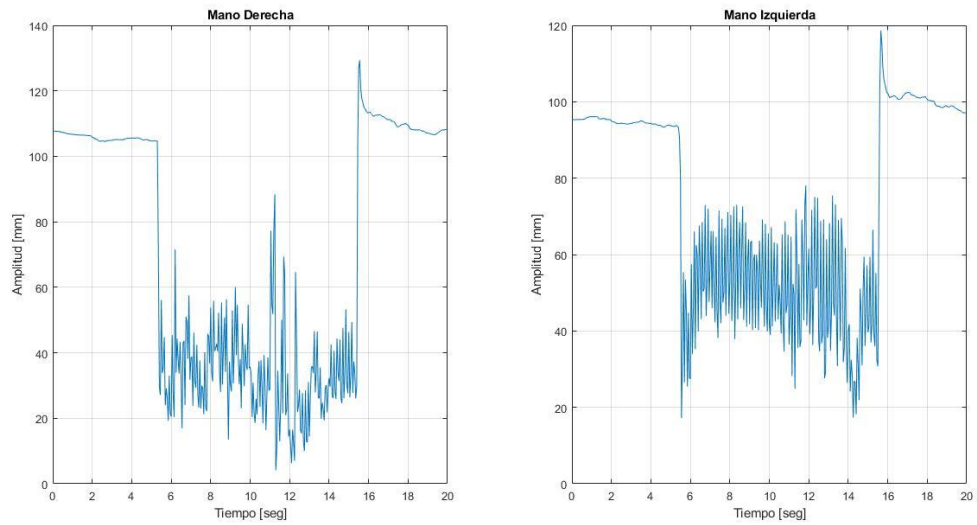
Anexo 12. Figura A3. Ejemplo de una señal de la actividad del Temblor postural de una persona mayor.



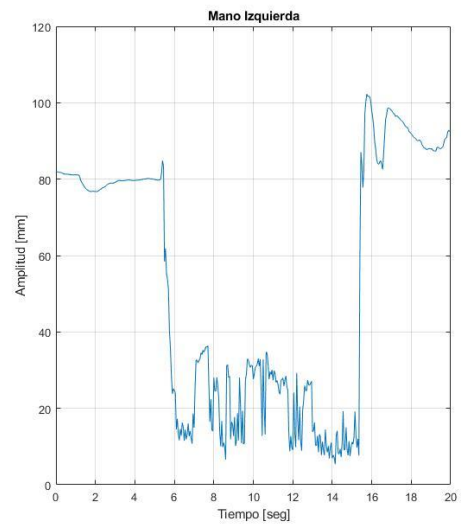
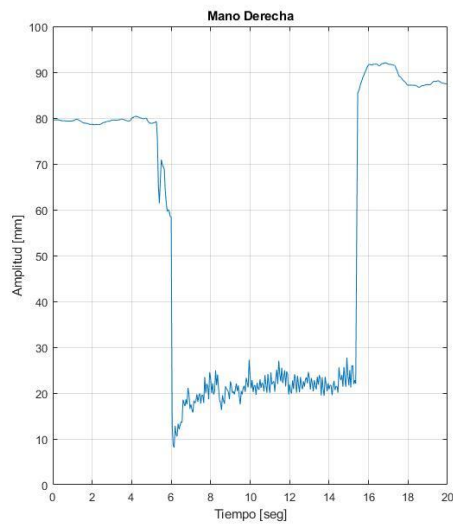
Anexo 13. Figura A4. Ejemplo de una señal de la actividad del Golpeteo de dedos de una persona joven.



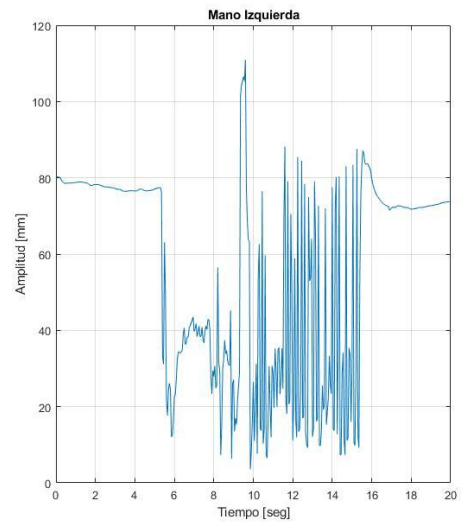
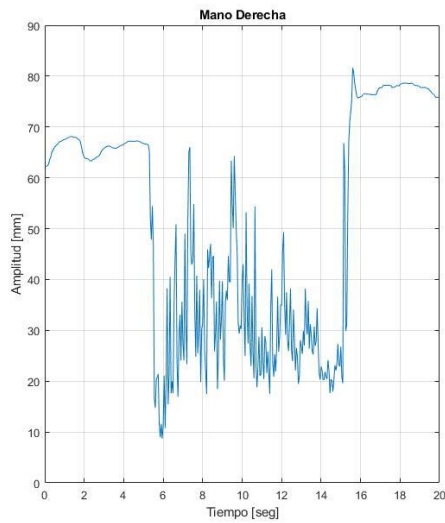
Anexo 14. Figura A5. Ejemplo de una señal de la actividad del Golpeteo de dedos de una persona de mediana edad.



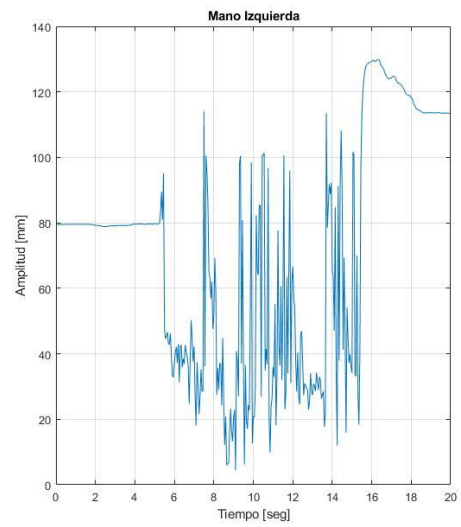
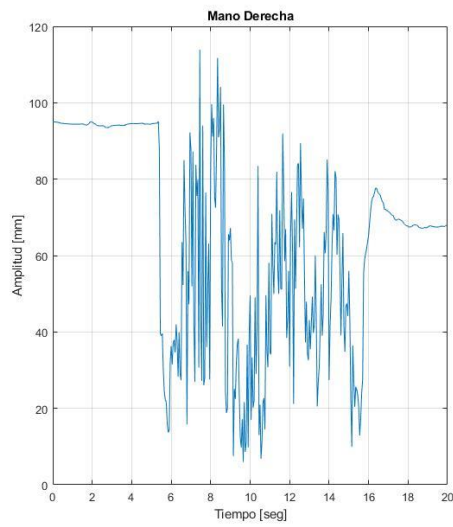
Anexo 15. Figura A6. Ejemplo de una señal de la actividad del Golpeteo de dedos de una persona mayor.



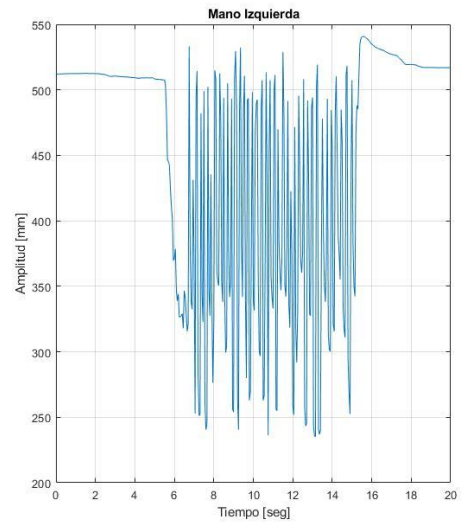
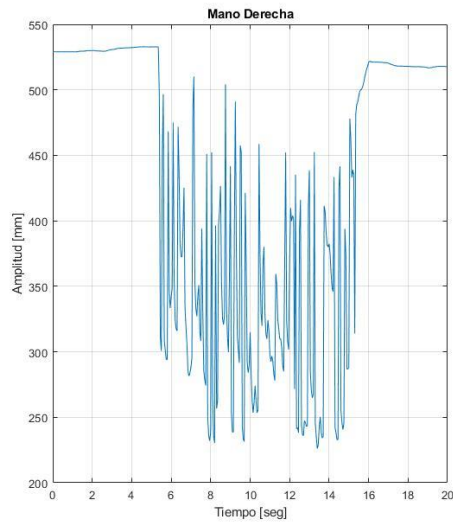
Anexo 16. Figura A7. Ejemplo de una señal de la actividad de Movimientos de las manos de una persona joven.



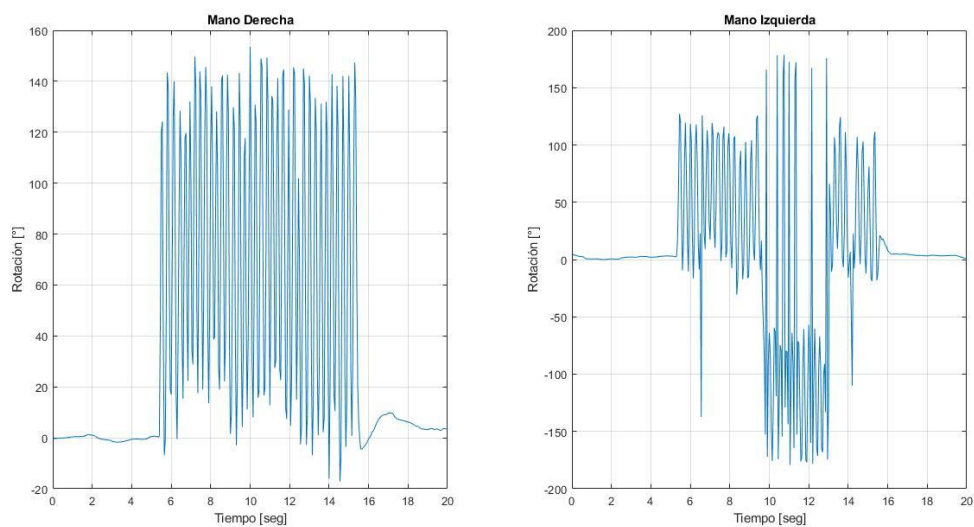
Anexo 17. Figura A8. Ejemplo de una señal de la actividad de Movimientos de las manos de una persona de mediana edad.



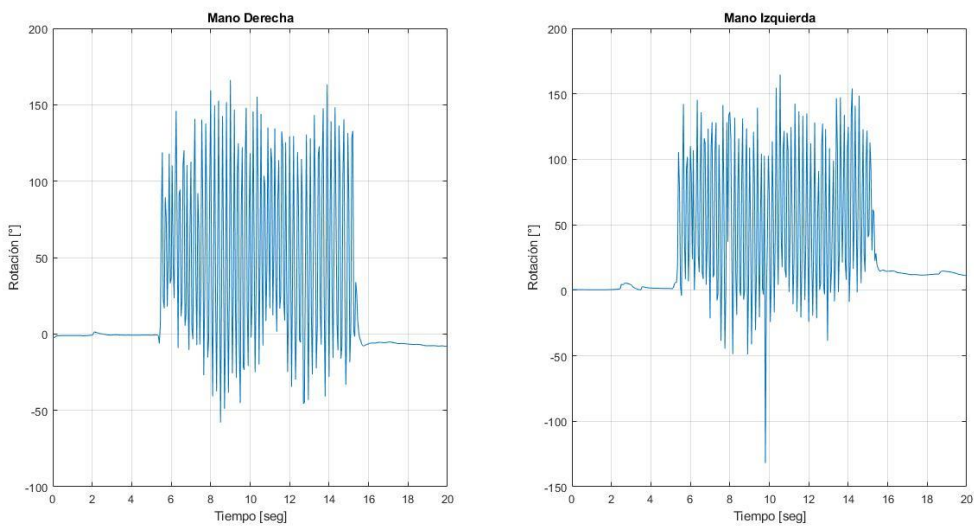
Anexo 18. Figura A9. Ejemplo de una señal de la actividad de Movimientos de las manos de una persona mayor.



Anexo 19. Figura A10. Ejemplo de una señal de la actividad de Movimientos rápidos alternantes de las manos de una persona joven.



Anexo 20. Figura A11. Ejemplo de una señal de la actividad de Movimientos rápidos alternantes de las manos de una persona de mediana edad.



Anexo 21. Figura A12. Ejemplo de una señal de la actividad de Movimientos rápidos alternantes de las manos de una persona mayor.

